



**HAL**  
open science

# Optimisation de la prévision et de la planification des activités d'un centre d'urgence hospitalier

Mohamed Afilal

► **To cite this version:**

Mohamed Afilal. Optimisation de la prévision et de la planification des activités d'un centre d'urgence hospitalier. Recherche opérationnelle [math.OA]. Université de Technologie de Troyes, 2017. Français. NNT : 2017TROY0035 . tel-02965420

**HAL Id: tel-02965420**

**<https://theses.hal.science/tel-02965420>**

Submitted on 13 Oct 2020

**HAL** is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.

Thèse  
de doctorat  
de l'UTT

**Mohamed AFILAL**

# Optimisation de la prévision et de la planification des activités d'un centre d'urgence hospitalier

**Spécialité :**  
Optimisation et Sûreté des Systèmes

2017TROY0035

Année 2017



---

---

# THESE

*pour l'obtention du grade de*

## DOCTEUR de l'UNIVERSITE DE TECHNOLOGIE DE TROYES

**Spécialité : OPTIMISATION ET SURETE DES SYSTEMES**

*présentée et soutenue par*

**Mohamed AFILAL**

*le 18 décembre 2017*

---

---

### **Optimisation de la prévision et de la planification des activités d'un centre d'urgence hospitalier**

---

---

#### JURY

Mme V. CARRÉ MÉNÉTRIER	PROFESSEUR DES UNIVERSITES	Présidente
M. L. AMODEO	PROFESSEUR DES UNIVERSITES	Directeur de thèse
M. M. CARDOSO DE SOUZA	PROFESSOR	Examineur
M. F. DUGARDIN	MAITRE DE CONFERENCES	Examineur
Mme N. SAUER	PROFESSEUR DES UNIVERSITES	Rapporteur
M. E.-G. TALBI	PROFESSEUR DES UNIVERSITES	Rapporteur
M. F. YALAOUI	PROFESSEUR DES UNIVERSITES	Directeur de thèse

#### Personnalités invitées

M. P. BLUA	DIRECTEUR DES HOPITAUX CHAMPAGNE SUD
M. D. LAPLANCHE	DOCTEUR PRATICIEN HOSPITALIER

# Résumé

Notre travail de recherche traite la problématique de l'optimisation des activités d'un centre d'urgences hospitalières dans le but d'améliorer la qualité des services offerts aux patients. Nous avons décomposé notre approche en deux axes : prévision de la demande et optimisation des activités. Le premier axe consiste à prévoir l'afflux journalier des patients dans le service. Pour cela, on a introduit une nouvelle classification pratique des patients des urgences, qu'on a nommé EP, qui prend en considération la charge des soins nécessaires au traitement du patient et l'affiliation après le passage dans le service des urgences. Ensuite, on a développé des modèles de prévision adaptés pour prédire l'afflux quotidien par classe d'EP à long terme et à court terme. Le deuxième axe consiste à optimiser les activités du service pour minimiser le temps moyen d'attente dans le service. Pour y parvenir, on a développé, dans un premier temps, un outil d'évaluation des performances du système basé sur la simulation à événements discrets. Cet outil nous a permis d'évaluer le temps d'attente moyen des patients pour différentes organisations du service. Par la suite, on s'est intéressé à l'optimisation de l'affectation des ressources humaines du service (médecins, internes, infirmières, aides-soignants). Pour cela, on a développé une approche méta-heuristique qui se base sur le couplage d'un algorithme génétique avec le modèle de simulation. Cette approche permet également l'optimisation du service dans le futur en injectant les prévisions des patients dans le simulateur.





# Abstract

Our research focuses on the optimization of the activities of a hospital emergency department in order to improve the quality of services offered to patients. We have decomposed our approach into two areas: demand forecasting and optimization of activities. The first axis consists in forecasting the daily inflow of patients into the department. To this end, a new emergency classification of emergency patients, named EP, is introduced, taking into account the medical resources needed to treat the patient and post-emergency affiliation. We developed predictive models to forecast the daily inflow by EP class in the long-term and short-term. The second axis is to optimize service activities to minimize the average waiting time of patients in the service. To achieve this purpose, a system performance evaluation tool based on discrete event simulation was developed. This tool allowed us to evaluate the average waiting time of patients for different organizations of the service. Afterwards, we focused on optimizing the allocation of human resources (doctors, interns, nurses and caregivers). A meta-heuristic approach has been developed to solve the problem, since the objective function is not linear, which is based on the coupling of a genetic algorithm with the simulation model to evaluate the solutions. This approach also optimizes service in the future by injecting patient forecasts into the simulator.



# Table des matières

<b>Résumé</b>	<b>i</b>
<b>Abstract</b>	<b>iii</b>
<b>Table des matières</b>	<b>v</b>
<b>Liste des tableaux</b>	<b>ix</b>
<b>Liste des figures</b>	<b>xi</b>
<b>Remerciements</b>	<b>xiii</b>
<b>Introduction</b>	<b>1</b>
<b>1 Contexte général de l'étude</b>	<b>5</b>
1.1 Présentation du centre hospitalier de Troyes . . . . .	5
1.1.1 Sa mission et ses engagements . . . . .	7
1.1.2 Le CHT en chiffres . . . . .	8
1.1.3 Le service des urgences du CHT . . . . .	8
1.1.4 Les services et les prestations du service des urgences . . . . .	9
1.2 Le projet LOSI-CHT . . . . .	10
1.2.1 Contexte du projet . . . . .	10
1.2.2 Analyse de l'existant . . . . .	12
1.2.3 Objectifs et enjeux . . . . .	14
1.2.4 Extension du projet vers d'autres centres d'urgences . . . . .	15
1.3 Conclusion . . . . .	15
<b>Première partie : Étude des flux de patients aux urgences</b>	<b>19</b>
<b>2 Prévision de l'afflux de patients aux urgences</b>	<b>19</b>
2.1 Introduction . . . . .	19
2.2 Problématique . . . . .	20
2.3 État de l'art . . . . .	22
2.3.1 Modèles de prévision . . . . .	23
2.3.2 Prévision de l'afflux des urgences . . . . .	25
2.3.3 Synthèse . . . . .	26
2.4 Analyse de l'afflux de patients aux urgences . . . . .	27
2.4.1 Extraction des données . . . . .	28

2.4.2	Modélisation des données . . . . .	29
2.4.3	Statistiques descriptives . . . . .	31
2.5	Introduction d'une nouvelle classification des patients aux urgences . . . . .	33
2.5.1	Intérêt et motivations . . . . .	33
2.5.2	Approche statistique . . . . .	34
2.5.3	Approche métier . . . . .	35
2.5.4	Nouvelle classification : État Patient . . . . .	35
2.5.5	Statistiques descriptives des nouvelles classes . . . . .	38
2.6	Modèles de prévision de l'afflux des patients . . . . .	39
2.6.1	Démarche de l'étude . . . . .	39
2.6.2	Types de modèles de prévision . . . . .	40
	Modèles basiques . . . . .	40
	Décomposition des séries temporelles . . . . .	42
	Modèles ARIMA . . . . .	43
	Horizon des prévisions . . . . .	43
2.6.3	Sélection des classes à prédire . . . . .	44
2.6.4	Modèle de prévision à long terme adapté . . . . .	45
	Estimation de la composante tendancielle . . . . .	47
	Estimation de la composante saisonnière . . . . .	47
2.6.5	Modèle de prévision à court terme . . . . .	48
2.7	Tests et mise en place des modèles . . . . .	49
2.7.1	Test de performance des modèles . . . . .	49
2.7.2	Analyse des résidus . . . . .	52
2.7.3	Analyse de la robustesse : périodes d'épidémies . . . . .	54
2.8	Conclusion . . . . .	54
	<b>Liste des publications</b>	<b>57</b>
<b>3</b>	<b>Application au sein des urgences du CHT : OptaUrgences®</b>	<b>59</b>
3.1	Introduction . . . . .	59
3.2	Cahier des charges . . . . .	59
3.2.1	Besoins fonctionnels . . . . .	59
3.2.2	Fonctions principales . . . . .	60
	Afficher un tableau de bord . . . . .	60
	Afficher les prévisions d'un jour donné . . . . .	61
	Afficher les prévisions d'une semaine . . . . .	61
	Consulter l'historique . . . . .	61
	Mise à jour des modèles de prévision . . . . .	63
3.2.3	Liaison avec le système d'information du service des urgences . . . . .	63
3.3	Mise en place . . . . .	64
3.3.1	Développement des algorithmes . . . . .	64
3.3.2	Application dédiée au service des urgences . . . . .	64
3.4	Exemple d'utilisation . . . . .	64
3.4.1	Prévisions journalières . . . . .	64
3.4.2	Prévisions hebdomadaires . . . . .	65
3.4.3	Prévisions Mensuelles . . . . .	65
3.4.4	Historique des performances . . . . .	65
3.5	Conclusion . . . . .	65

<b>Deuxième partie : Optimisation des activités de soins aux urgences</b>	<b>73</b>
<b>4 Simulation du service des urgences</b>	<b>73</b>
4.1 Introduction . . . . .	73
4.2 Objectifs . . . . .	75
4.3 État de l'art . . . . .	76
4.3.1 Simulation à événement discrets . . . . .	76
4.3.2 Simulation par agents . . . . .	77
4.3.3 Les réseaux de Petri . . . . .	79
4.3.4 La programmation mathématique . . . . .	80
4.3.5 Les files d'attente . . . . .	80
4.3.6 Simulation des services des urgences . . . . .	81
4.4 Modélisation du service des urgences du CHT . . . . .	82
4.4.1 Schéma de passage des patients dans le service . . . . .	82
Description du passage d'un patient dans le service des urgences . . . . .	82
4.4.2 Identification des acteurs . . . . .	83
4.4.3 Identification des ressources . . . . .	85
Les ressources humaines . . . . .	85
Ressources matérielles . . . . .	85
4.4.4 Identification des actions à valeur ajoutée . . . . .	86
Vérification administrative . . . . .	87
L'examen IOA . . . . .	87
Le diagnostic médecin . . . . .	87
Les prescriptions . . . . .	88
4.4.5 Identification des actions à valeur non-ajoutée . . . . .	88
4.4.6 Règles de priorité des files d'attentes . . . . .	89
4.5 Sources des données et protocole de collecte . . . . .	90
4.6 Modélisation des données d'entrée . . . . .	91
4.6.1 Modélisation des lois de probabilité . . . . .	91
Choix de la loi de probabilité . . . . .	92
Ajustement des lois par la méthode maximum de vraisemblance . . . . .	94
4.6.2 Analyse et modélisation des données d'entrée . . . . .	95
La loi d'arrivée . . . . .	95
Lois des temps opératoires . . . . .	96
4.6.3 Modélisation des règles des files d'attente . . . . .	97
4.7 Développement du modèle de simulation . . . . .	97
4.7.1 Généralités sur les outils de simulation à événements discrets . . . . .	98
Simulation par événements discrets . . . . .	98
Étapes de réalisation d'un modèle . . . . .	98
Étapes de validation d'un modèle . . . . .	100
Quelques logiciels de simulation . . . . .	101
ARENA . . . . .	102
4.7.2 Développement . . . . .	103
Arrivée des patients . . . . .	104
Examen IOA . . . . .	105
Le service principal . . . . .	106
4.7.3 Tests et validation du modèle . . . . .	107
Paramétrage du simulateur . . . . .	108

Performances . . . . .	109
4.8 Conclusion . . . . .	111
<b>5 Optimisation des activités du service</b>	<b>113</b>
5.1 Introduction . . . . .	113
5.2 État de l'art . . . . .	114
5.2.1 Optimisation hospitalière . . . . .	114
5.2.2 Approche de résolution exacte . . . . .	115
Programmation linéaire . . . . .	116
Procédures par séparation et évaluation . . . . .	116
5.2.3 Approche méta-heuristique . . . . .	116
Les algorithmes génétiques . . . . .	117
Les colonies de fourmis . . . . .	119
La recherche tabou . . . . .	119
Le recuit simulé . . . . .	120
5.3 Optimisation : réorganisation du personnel du service . . . . .	120
5.3.1 Formulation du problème . . . . .	121
Optimisation du planning annuel . . . . .	122
Optimisation du planning en fonction des prévisions à court terme . . . . .	122
5.3.2 Couplage Simulation-Optimisation . . . . .	122
5.3.3 Développement . . . . .	123
Codage de solution . . . . .	124
Population initiale . . . . .	124
Croisement et mutation . . . . .	125
Paramètres et Plan d'expérience . . . . .	125
5.3.4 Résultats de l'optimisation . . . . .	128
Effectif constant . . . . .	128
Augmentation d'effectif . . . . .	129
Impact de l'augmentation de l'effectif . . . . .	130
5.4 Conclusion . . . . .	131
<b>Conclusion</b>	<b>135</b>
<b>Bibliographie</b>	<b>139</b>

# Liste des tableaux

1.1	Le plateau technique du service des urgences du CHT . . . . .	11
2.1	Exemples d'utilisation de la prévision dans des cas réels . . . . .	24
2.2	Synthèse des travaux portants sur les prévisions . . . . .	27
2.3	Classification CCMU des patients des urgences . . . . .	30
2.4	Classification GEMSA des patients des urgences . . . . .	30
2.5	Statistiques descriptives de l'afflux quotidien des patients par catégorie CCMU et GEMSA . . . . .	33
2.6	Probabilité de fonction de masse des classifications CCMU et GEMSA . . . . .	35
2.7	Descriptif de la classification EP des patients au service des urgences . . . . .	36
2.8	Statistiques descriptives du nombre d'arrivées journalières par catégorie d'EP . . . . .	38
2.9	Analyse ABC de la classe EP . . . . .	45
2.10	Performances des modèles . . . . .	52
2.11	Matrice de corrélation des résidus×grippe×diarrhée-aiguë . . . . .	54
4.1	Actions à valeur non ajoutée . . . . .	89
4.2	Synthèse des lois des temps opératoires . . . . .	96
4.3	Paramètres du simulateur . . . . .	110
5.1	Disponibilité du personnel interchangeable par tranche d'heure de 6h . . . . .	122
5.2	Codage de la solution . . . . .	124
5.3	Facteurs du plan d'expériences de l'AG . . . . .	127
5.4	Les différentes combinaisons des niveaux des facteurs et leur sortie . . . . .	127
5.5	Impact des facteurs sur la sortie de l'AG . . . . .	128
5.6	Planning optimisé avec augmentation d'effectif . . . . .	130
5.7	Gain en temps moyen d'attente optimisé en fonction du nombre de personnel supplémentaire . . . . .	131
5.8	Gain en temps moyen de prise en charge optimisé en fonction du nombre de personnel supplémentaire . . . . .	131





# Liste des figures

1.1	L'entrée du nouveau bâtiment du CHT . . . . .	7
1.2	Évolution du personnel médical entre 2013 et 2015 [1] . . . . .	8
1.3	Évolution du personnel non-médical entre 2013 et 2015 [1] . . . . .	9
1.4	L'entrée du service des urgences du CHT . . . . .	9
1.5	Répartition géographique des patients visitant le service des urgences du CHT . . . . .	10
2.1	La période de travail d'une équipe au service des urgences . . . . .	21
2.2	Historique de la grippe dans la région Champagne-Ardenne de 2010 jusqu'à 2015 . . . . .	22
2.3	ResUrgences : logiciel de gestion informatisée des passages des patients dans le SU du CHT . . . . .	29
2.4	Vue d'ensemble des arrivées des patients au SU du CHT du 01/01/2010 au 31/12/2014 par CCMU . . . . .	31
2.5	Vue d'ensemble des arrivées des patients au SU du CHT du 01/01/2010 au 31/12/2014 par GEMSA . . . . .	32
2.6	Boîte à moustaches du nombre d'arrivées des patients par classe CCMU. . . . .	32
2.7	Boîte à moustaches du nombre d'arrivées des patients par classe GEMSA . . . . .	32
2.8	Analyse de correspondance de la table de contingence CCMU $\times$ GEMSA. . . . .	34
2.9	Classification EP des patients des urgences . . . . .	36
2.10	Arrivées au services des urgences par catégorie d'EP du 01/01/2013 au 31/12/2014 . . . . .	38
2.11	Boîte à moustaches des arrivées journalières par catégorie d'EP . . . . .	39
2.12	Courbe d'analyse ABC pour la catégorie EP . . . . .	46
2.13	Superposition du flux quotidien des patients de la semaine 45 à 48 . . . . .	48
2.14	Prévision de la classe EP1 du 01/01/2014 au 31/12/2014. . . . .	50
2.15	Prévision de la classe EP3 du 01/01/2014 au 31/12/2014. . . . .	51
2.16	Prévision de la classe EP1+EP3 du 01/01/2014 au 31/12/2014. . . . .	51
2.17	Prévision du flux total du 01/01/2014 au 31/12/2014. . . . .	52
2.18	Test de normalité pour les résidus des modèles des flux d'EP1, EP1+EP3 et Total : Graphiques P-P ( <b>a,c,e</b> ) Histogrammes ( <b>b,d,f</b> ). . . . .	53
2.19	Graphique des résidus, grippe et diarrhée-aiguë standardisé du 01/01/2014 au 31/12/2014. . . . .	55
3.1	Diagramme cas d'utilisation de l'application . . . . .	60
3.2	Diagramme de consultation du tableau de bord . . . . .	61
3.3	Diagramme consultation des prévisions hebdomadaires . . . . .	62
3.4	Diagramme consultation de l'historique des prévisions . . . . .	62
3.5	Diagramme mise à jour des modèles de prévision . . . . .	63

3.6	Interface d'affichage des prévisions journalières . . . . .	67
3.7	Interface d'affichage des prévisions hebdomadaires . . . . .	68
3.8	Interface d'affichage des prévisions mensuelles . . . . .	69
3.9	Interface de comparaison de l'historique des observations et des prévisions . . . . .	70
4.1	Démarche de simulation d'un système . . . . .	74
4.2	Classification des types de simulation [2] . . . . .	78
4.3	Diagramme de passage des patients dans le service des urgences . . . . .	84
4.4	Les actions à valeur ajoutée et la présence de leur date dans la BD su SI . . . . .	86
4.5	Les différents types de prescriptions . . . . .	88
4.6	Exemple d'extraction de la date de l'examen du médecin (la date au plus tôt parmi les différentes opérations) d'un passage au SU . . . . .	90
4.7	Source des données sur les temps opératoires . . . . .	91
4.8	Exemple de feuille de suivi de passage de patient dans le service des urgences . . . . .	92
4.9	Exemple d'histogramme et densité de probabilité de la variable temps de prise en charge des patients en heures . . . . .	93
4.10	Exemple de graphique Cullen Frey de la variable temps de prise en charge des patients en heures . . . . .	94
4.11	Taux d'arrivé des patients dans le CU du CHT par jour de la semaine et par heure . . . . .	96
4.12	Évolution des états d'un système au cours du temps . . . . .	98
4.13	Réalisation d'un modèle de simulation [3] . . . . .	99
4.14	Vue globale du modèle ARENA . . . . .	104
4.15	Module "Arrivée des patients" . . . . .	105
4.16	Module "Examen IOA" . . . . .	106
4.17	Module "Circuit Long" 1 . . . . .	107
4.18	Module "Circuit Long" 2 . . . . .	108
4.19	Évolution du temps moyen d'attente en fonction du temps de simulation (en heures) . . . . .	109
4.20	Évolution du temps moyen d'attente en fonction du nombre de jours et de réplifications . . . . .	110
4.21	Comparaison du temps moyen d'attente réel et simulé . . . . .	111
5.1	Principe d'un algorithme génétique [4] . . . . .	118
5.2	Croisement 1X . . . . .	118
5.3	Croisement OX . . . . .	118
5.4	Croisement LOX . . . . .	119
5.5	Optimisation basée sur la simulation . . . . .	123
5.6	Exemple croisement + correction d'un chromosome . . . . .	125
5.7	Exemple des deux mutations . . . . .	126
5.8	Paramètres et sortie/réponse de l'AG . . . . .	126
5.9	Solution optimisée du planning annuel . . . . .	129
5.10	Performances de la solution optimisée . . . . .	129
5.11	Évolution des performances optimisées en fonction du nombre de personnel supplémentaire . . . . .	132

# Remerciements

Les travaux présentés dans cette thèse ont été effectués dans le cadre d'une convention CIFRE à l'Université de Technologie de Troyes (UTT) en collaboration avec le Centre Hospitalier de Troyes (CHT).

Je tiens à exprimer ma profonde reconnaissance à mes directeurs de thèse, Farouk YALAOUI, Lionel AMODEO et David LAPLANCHE les hommes puis les scientifiques, qui m'ont accompagné tout au long de ces trois ans à l'UTT et au CHT. Je ne saurais assez les remercier pour leurs disponibilités, leurs soutiens, leurs enthousiasmes scientifiques et leurs encouragements qui m'ont permis de mener à bien mes travaux surtout dans les moments les plus difficiles.

Je remercie également Philippe BLUA, directeur des Hôpitaux Champagne-Sud, pour le soutien et le suivi du projet tout au long des différentes étapes.

Mes remerciements vont également à Frederic DUGARDIN et Hicham CHEHADE, pour la gentillesse et la patience qu'il ont manifesté à mon égard durant cette thèse, pour tous les conseils et les aides qu'il ont bien voulu m'envoyer.

Je remercie tous ceux sans qui cette thèse ne serait pas ce qu'elle est : aussi bien par les discussions que j'ai eu la chance d'avoir avec eux, leurs suggestions ou contributions. Je pense ici en particulier à Arnaud DEVILLARD, Arnaud MALBRANQUE Agathe MEROT-CARTIER, qui m'ont guidé pour bien mener nos études au sein du service des urgences du centre hospitalier de Troyes.

J'exprime toute ma gratitude aux membres du jury qui me font l'honneur de participer à l'examen de cette thèse : Monsieur Talbi EL-GHAZALI et à Madame Nathalie SAUER en leur qualité de rapporteurs, Madame Véronique CARRÉ MÉNÉTRIER, Monsieur Mauricio Cardoso DE SOUZA et Monsieur Frédéric DUGARDIN en leur qualité d'examineurs.

Je remercie l'Association Nationale de la Recherche et de la Technologie (ANRT) pour avoir contribué au financement de cette thèse.

Je remercie également mes collègues du Département d'Information Médical du CHT pour leur accueil, leur aide et leur soutien tout au long de ces trois années.

Je tiens à remercier chaleureusement des personnes spéciales qui m'ont soutenu, réconforté et n'ont pas hésité une seconde à m'offrir tout le support dont j'avais besoin et plus particulièrement Hajar CHERKAOUI, Omar JAAFOR, Nasim ZANDI ATASHBAR et Anas MASMOUDI.

Enfin, je ne saurais comment remercier mes parents El Bachir et Chems Doha : les deux personnes les plus chères de toute ma vie qui m'ont toujours soutenu, m'ont donné confiance et ont sacrifié de leurs temps et de leurs efforts et sans qui rien n'aurait été possible. Un grand merci également à mes deux frères (Taha et Meriem) et à tous les autres membres de ma famille ainsi que toutes les personnes que j'ai pu rencontré et qui ont participé directement ou indirectement à ma réussite.

# Introduction

Le travail présenté dans ce mémoire de thèse est réalisé dans le cadre d'une convention de recherche entre le laboratoire d'optimisation des systèmes industriels "LOSI" de l'Université de Technologie de Troyes et le Centre Hospitalier de Troyes "CHT". Ce projet de recherche a été financé par le CHT comme d'autres projets portant sur l'optimisation de l'organisation du service des urgences et par l'ANRT sous la convention CIFRE N° 2014/1063.

Face à une demande croissante des services de soins au sein des départements des urgences des hôpitaux, ces derniers commencent à rencontrer plusieurs difficultés liées à la gestion des ressources, et cela non seulement au niveau national, mais aussi à l'échelle internationale. Cette problématique a attiré une attention considérable aussi bien dans le domaine politique que scientifique. En effet, le code de la santé publique, via la loi du 4 mars 2002 relative aux droits des malades et à la qualité du système de santé, impose aux établissements assurant le service public hospitalier d'être en mesure d'accueillir les patients de jour et de nuit, éventuellement en urgence, ou d'assurer leur admission dans un autre établissement de santé, et par conséquent, les services des urgences sont devenus le premier contact principal des patients avec les établissements des soins causant un éventuel encombrement de ces derniers.

Face à la diversité et à la complexité des systèmes qui doivent être pilotés, les managers hospitaliers ont besoin d'outils d'aide à la décision leur permettant de prendre en compte l'ensemble des acteurs de leur services et les aléas qui les impactent en vue d'améliorer leurs fonctionnements et d'assurer une meilleure qualité de service aux patients. Par « managers hospitaliers », nous pensons non seulement aux personnels de direction mais également aux médecins chefs de services ou encore aux cadres supérieurs de santé qui encadrent le personnel paramédical. En fonction de leur statut mais également de leur position dans la structure, leurs besoins peuvent être différents. Il s'agit par exemple d'apporter des éléments de réponses aux questions suivantes : combien de salles d'examen faut-il prévoir ? Quelles incidences sur l'organisation va avoir le regroupement de deux services dans une même unité ? Combien de salles d'examens ouvrir et combien d'équipes prévoir pour un afflux donné ? Quelle action permettrait de réduire au maximum le temps d'attente des patients ?

De nombreux travaux (génie logiciel, recherche opérationnelle. . . ) ont été menés ces dernières années pour les aider dans cette démarche, en essayant, la plupart du temps, d'adapter les mé-

thodes et outils ayant fait leurs preuves d'efficacité dans les systèmes industriels. Ces travaux montrent l'importance d'une bonne connaissance du système étudié et d'une bonne formalisation de cette connaissance, grâce notamment à la modélisation, pour pouvoir concevoir des outils d'aide à la décision adaptés. Ils montrent également les limites de l'adaptation de ces méthodes et outils aux systèmes hospitaliers.

L'objectif de cette thèse est de développer un outil de pilotage approprié pour le service des urgences de l'hôpital de Troyes (CHT). En effet le service des urgences est, dans la plupart des cas, la porte d'entrée des patients dans l'hôpital. Cette position d'interface entre l'hôpital et la société civile n'est pas sans poser de nombreux problèmes pour le pilotage correct de l'activité du service : à la fois pour des raisons de prévisions de l'afflux des patients mais aussi d'évaluation des durées de traitement de ces derniers.

Les arrivées ainsi que les pathologies des patients sont en effet difficilement prévisibles du fait de leur aspect exogène pour l'hôpital. Il existe une forte contradiction entre le caractère erratique de la demande et la notion de service public qui exige une durée d'attente réduite, tout en assurant un traitement adapté. Dès lors, on comprend que les besoins en termes de prévisions sont assez précis, suivant le nombre de patients, mais aussi et surtout leurs typologies (pathologie bénigne, traumatologie, pathologies lourdes, ...).

En sus de la prévision précise de l'afflux de patients, il sera nécessaire d'établir un modèle correct de l'organisation du service des urgences, à savoir le temps de traitement des différentes opérations qui constitue la prise en charge mais aussi le temps de transfert d'un poste à l'autre. Ainsi une évaluation correcte semble passer par une évaluation stochastique de ces différents temps et donc l'exploitation d'un modèle de simulation.

Une fois le modèle de simulation établi et validé, des algorithmes et des modèles d'optimisation dédiés et issus du domaine de la recherche opérationnelle seront développés dans l'objectif d'améliorer la qualité du service en proposant des organisations optimisées. Le modèle de simulation jouera le rôle principal dans l'évaluation de la performance et sur lequel on se basera pour estimer les différents indicateurs de performances du système tel que : temps d'attente, durée de prise en charge, taux d'occupation des ressources ...

La suite de ce document est organisé comme suit : Le premier chapitre porte sur le contexte général de l'étude dans le quel nous introduisons le projet, ses objectif et ses enjeux ainsi qu'une présentation du Centre Hospitalier de Troyes. La première partie porte sur l'axe de prévision de l'afflux des patients, elle est constituée de deux chapitres : Chapitre 2 présente la démarche d'étude de prévision de l'afflux des patients et Chapitre 3 dans lequel nous présentons une application qui exploite les modèles développés dans le chapitre précédent pour fournir des prévisions au personnel du service des urgences. La deuxième partie porte sur l'optimisation des activités du service des urgences, elle est constituée de deux chapitres : Chapitre 4 présente un modèle de simulation à événements discrets pour évaluer les performances du service et

---

Chapitre 5 qui présente une approche d'optimisation à base de simulation pour l'affectation du personnel du service des urgences. Un dernier chapitre 5.4 pour la conclusion générale.





# Chapitre 1

## Contexte général de l'étude

### 1.1 Présentation du centre hospitalier de Troyes

Dans l'ex-région Champagne Ardennes, le Centre Hospitalier de Troyes occupe la deuxième place après le CHU de Reims en termes de taille et de niveau de technicité. Il regroupe 4 sites de soin et d'activités annexes :

- Le site principal offre les activités telles que : Médecine Chirurgie Obstétrique, Urgences, Activités de court séjour
- deuxième site à proximité : activités de soins de suite, de soins de longue durée, de soins palliatifs.
- troisième site à 12 kilomètres (Pont-Sainte-Marie) : activité d'addictologie et 275 lits d'EHPAD.
- quatrième site à 5 km : (Saint-Julien-les-Villas) pour les activités logistiques.

Depuis quelques années, le Centre Hospitalier de Troyes mène plusieurs projets visant l'amélioration de l'efficacité de ses activités, notamment la construction des unités de soins tels que :

- Bâtiment pour l'IRM et le scanner.
- Nouveau plateau technique pour la pharmacie, les blocs opératoires et la chirurgie ambulatoire.
- Nouvelle structure du service des urgences.
- Aménagement d'un service de médecine nucléaire au sous-sol du pavillon de la Mère et de l'Enfant.
- Extension du service de radiothérapie.
- Nouveau bâtiment de 80 lits de maison de retraite à Nazareth.

Depuis 2004, le CHT est passé à une modernisation des conditions d'hébergement à travers la construction d'un nouveau bâtiment d'hospitalisation. En effet, une plate-forme logistique (cuisine, blanchisserie, magasin) a été construite à Saint Julien les Villas, inaugurée en novembre 2009, elle a permis la construction d'un bâtiment de 430 lits, dont le financement est assuré, en partie, par le plan « Hôpital 2012 ». Son ouverture a permis de rapprocher les services de moyen séjour et d'améliorer les conditions d'hébergement des unités pour personnes âgées restant à la résidence.

L'inauguration du nouveau Bâtiment d'Hospitalisation (Figure 1.1), a eu lieu en octobre 2015, c'était une étape décisive de la rénovation du Centre Hospitalier de Troyes qui a commencé à offrir des conditions de confort optimales à toute hospitalisation adulte de médecine et de chirurgie. Ainsi, en libérant de nombreuses surfaces dans les anciens bâtiments, le Centre Hospitalier dispose de plus d'espaces permettant la poursuite du développement et la rénovation des derniers services vétustes.

L'année 2015 a également été marquée par une profonde restructuration des urgences. Fusion des équipes SAMU-SMUR-Urgences, nouvelles organisations, déménagement de l'Unité d'Hospitalisation Courte Durée (UHCD) : les personnels concernés ont connu de profonds bouleversements, qui se poursuivent en 2016. Ces efforts n'ont pas été inutiles, puisqu'ils ont permis d'améliorer de façon importante les délais de prises en charge et de réduire spectaculairement le nombre des personnes qui partent avant d'être vues par un médecin.

Le début de l'année 2016 a connu le regroupement du CHT avec d'autres centres hospitaliers afin de former la structure Hôpitaux Champagne Sud (HSC). Ce regroupement fait partie des actions que le CHT mène dans le but d'améliorer l'offre et le parcours de soin des patients sur son territoire de santé, d'offrir de plus grandes perspectives de carrière aux professionnels et d'augmenter son attractivité et sa force.

Les Hôpitaux Champagne Sud (HCS) sont un regroupement, unis par une Direction commune, de tous les hôpitaux du département de l'Aube et du Sézannais :

- le CH de Troyes,
- le GHAM (Groupement Hospitalier Aube-Marne composé des établissements de Romilly-sur-Seine, Nogent-sur-Seine et Sézanne),
- l'EPSMA (Etablissement public de santé mentale de l'Aube) de Brienne-le-Château,
- le CH de Bar-sur-Aube,
- le CH de Bar-sur-Seine,



FIGURE 1.1 – L'entrée du nouveau bâtiment du CHT

En se rapprochant, les Hôpitaux Champagne Sud garantissent l'accès aux soins de 320 000 habitants sur un territoire de plus de 6 000 km<sup>2</sup>. Ensemble, ils constituent un des plus gros acteurs sanitaires de la région Grand Est avec un demi-million de prises en charge par an, 333 millions d'euros de budget, 2630 lits et places, et plus de 4 000 agents. Ils vont surtout permettre aux patients de bénéficier d'une offre de soin plus complète, mieux répartie géographiquement et d'une prise en charge mieux coordonnée donc plus efficace. Ce n'est pas une fusion mais une nouvelle force collective dans laquelle chaque établissement continuera d'exister et sera complémentaire aux autres.

### 1.1.1 Sa mission et ses engagements

le Centre Hospitalier de Troyes s'efforce de fournir les meilleurs soins et les meilleurs services à travers plusieurs engagements :

L'engagement d'un accueil de qualité, grâce à une équipe mobilisée pour offrir à chacun un accueil individualisé, qui préserve au mieux son confort, sa liberté et son autonomie.

L'engagement d'une prise en charge optimale, grâce à un personnel parfaitement qualifié, une offre de soin complète et un équipement de pointe.

L'engagement d'un confort accru pour toute l'hospitalisation adulte de médecine et de chirurgie grâce à un nouveau bâtiment d'hospitalisation (ouvert en octobre 2014) doté de 430 chambres (80% de chambres à 1 lit, 20 de chambres à 2 lits) inspirées du confort hôtelier.

L'engagement d'une attention particulière envers les familles et visiteurs grâce à des espaces de détente, d'échanges et des temps de visite bien aménagés.

	2013	2014	2015
P.H. Temps Plein	120,74	120,49	126,74
P.H. Temps Partiel	6,65	6,80	6,90
Praticiens contractuels tps plein et tps partiel	16,86	21,87	21,32
Assistants	5,96	6,19	7,27
Praticiens attachés	29,23	23,53	19,36
Internes et FFI	64,96	74,43	78,19
Cliniciens hospitaliers	7,82	10,94	13,61
Etudiants	1,35	0,00	0,00
<b>Total</b>	<b>253,57</b>	<b>264,25</b>	<b>273,39</b>



FIGURE 1.2 – Évolution du personnel médical entre 2013 et 2015 [1]

L'engagement du respect de la vie privée à toute personne ainsi que la confidentialité des informations personnelles, administratives, médicales et sociales qui la concernent.

L'engagement de respecter la charte de la personne hospitalisée du Ministère de la Santé.

### 1.1.2 Le CHT en chiffres

Le centre hospitalier de Troyes est le plus grand employeur du département de l'Aube avec un effectif total d'environ 2444 employés durant l'année 2015. Ce chiffre a évolué depuis quelque années pour accompagner les visions et les objectifs de la direction du CHT qui visent l'amélioration de la qualité des services et suivre l'évolution démographique du bassin de population.

Le personnel du Centre Hospitalier de Troyes est constitué du personnel médical (praticiens hospitaliers, assistants, internes, cliniciens hospitaliers, étudiants ...) et non médical (personnel administratif, personnel soignant et éducatif, technique ...). L'effectif du personnel médical a augmenté de 7,9% de l'année 2013 à 2015, la figure 1.2 indique l'évolution de cet effectif. Le personnel non administratif a augmenté, quand-à-lui, de 2,9% de l'année 2013 à 2015, la figure 1.3 illustre l'évolution de ce dernier.

En plus des actions d'amélioration des équipements et des infrastructures, le Centre Hospitalier de Troyes vise aussi à former son personnel afin de le faire évoluer. En effet, en 2015 une enveloppe de 107 900 € a été dédiée à la formation médicale continue. Elle sert à financer les congrès, les formations techniques et les formations diplômantes (D.I.U.). En 2015, 104 praticiens ont pu bénéficier de la formation médicale continue.

### 1.1.3 Le service des urgences du CHT

Le service des urgences du CHT (figure 1.4) est l'un des services les plus importants que le CHT assure pour les habitants de la ville de Troyes et son agglomération. Il a reçu plus

	2013	2014	2015
Personnel administratif	249,43	252,72	260,09
Personnel soignant et éducatif	1 495,95	1 502,39	1547,68
Personnel technique	225,98	224,11	222,56
Personnel médico-technique	139,59	141,87	141,60
<b>Total</b>	<b>2 110,93</b>	<b>2 121,09</b>	<b>2171,93</b>

FIGURE 1.3 – Évolution du personnel non-médical entre 2013 et 2015 [1]



FIGURE 1.4 – L'entrée du service des urgences du CHT

de 55 000 patients durant l'année 2015 (150 patients par jour en moyenne). Le service des urgences de Troyes dispose d'un plateau technique complet représentant le premier recours des habitants du département de l'Aube en cas d'urgences. Une partie importante des patients de l'Aube y sont dirigés ainsi que les victimes d'accidents sur les voies de communication traversant le territoire. Ce flux très important de patients a tendance à engorger régulièrement le service des urgences.

Les habitants de la commune de Troyes ne sont pas les seuls visiteurs fréquents du service des urgences du CHT. Ce dernier reçoit également des patients des communes voisines tel que Romilly-Sur-Seine et Bar-Sur-Aube. La figure 1.5 présente la répartition géographique des patients qui ont fréquenté le service des urgences du CHT durant l'année 2015.

#### 1.1.4 Les services et les prestations du service des urgences

Le service des urgences du CHT est ouvert H24, 7j/7 et reçoit les patients en cas d'urgences. Il offre à ces derniers un plateau technique complet pour répondre à des besoins différents. Le

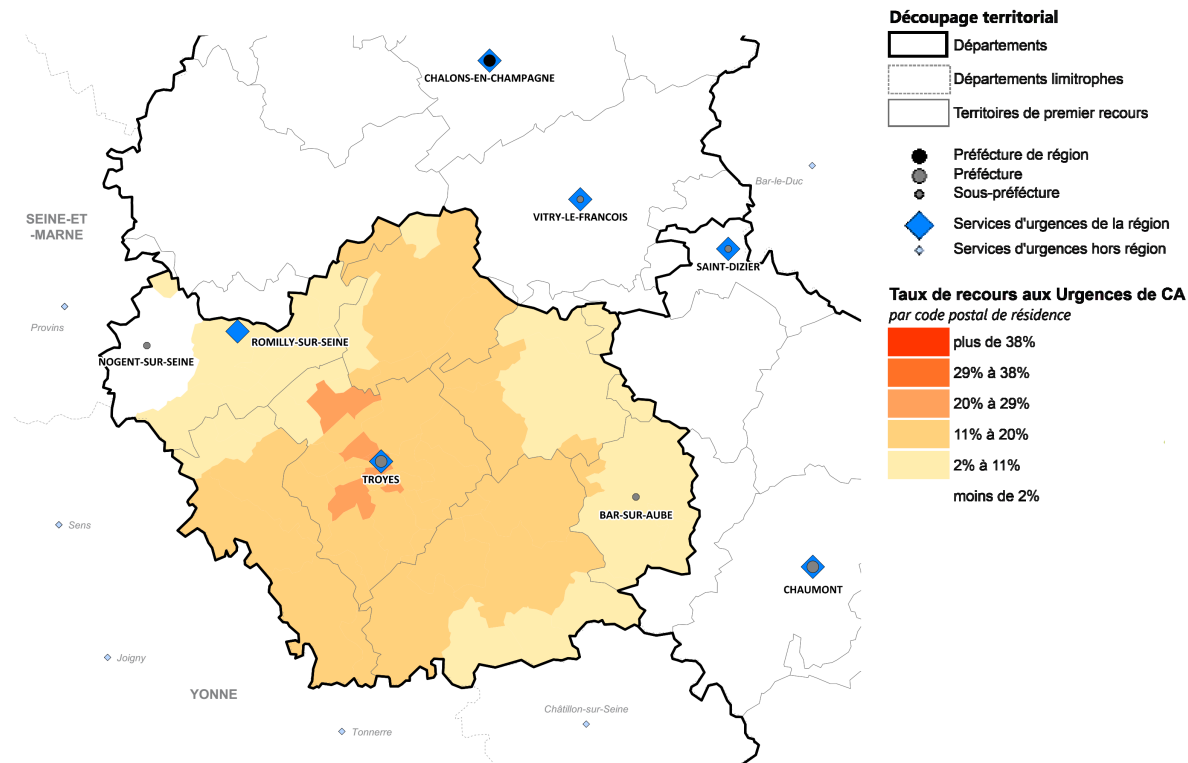


FIGURE 1.5 – Répartition géographique des patients visitant le service des urgences du CHT

tableau 1.1 présente l'ensemble des ses services.

## 1.2 Le projet LOSI-CHT

### 1.2.1 Contexte du projet

Depuis quelques années, le CHT a mené plusieurs actions afin d'améliorer la qualité de ses services. L'axe recherche faisant partie des orientations de la direction pour un meilleur service, il s'avérait nécessaire de faire appel à une expertise des centres de recherche universitaires. Dans ce contexte le CHT démarre une collaboration avec l'Université de Technologie de Troyes (UTT) en 2014 afin de lancer des projets de recherche visant l'amélioration des différents processus de ces services. Cette collaboration a donné naissance à deux projets de recherche, le premier avec le Laboratoire d'Optimisation des Systèmes Industriels (LOSI) qui a encadré les travaux de cette thèse et le deuxième avec le Laboratoire de Modélisation et Sécurité des Systèmes (LM2S). En outre, une formation en Systèmes d'Information et Logistique Hospitaliers est née également sous cette collaboration donnant accès à un Diplôme d'Université.

Médecin	
Effectif médical	22
Nombre d'internes	6
Mutualisation urgences/SMUR	Partiellement
Organisation unité d'hospitalisation à courte durée (UHCD)	Dédiée
Locaux	
Nombre de salles d'examen	28
Nombre de lits UHCD	17
Salle d'attente couchée	Oui (8 places)
Circuit court	Oui (14 salles)
Chambre d'isolement	Oui (1 salle)
Accueil	
Présence d'un agent administratif	Jour (8h à 22h)
Présence d'une infirmière organisatrice d'accueil	Oui H24
Filière, Aval	
Cellule de gestion des lits	Non
Accueil en urgence différent pour la pédiatrie	Oui
Accueil en urgence différent pour la gynécologie-obstétrique	Oui
Plateau Médico-Technique	
Échographie sur site	H24
Examen scanner TDM	H24
Imagerie par Résonance Magnétique (IRM)	H24
Examen biologique sur site	H24
Exploration cardiologie	Jour + astreinte
Exploration gastro-entérologique	Jour + astreinte

TABLE 1.1 – Le plateau technique du service des urgences du CHT

Dans le cadre de ses axes de recherche, le CHT a donné une grande importance à l'amélioration du service des urgences. En effet, vu l'augmentation importante de l'afflux des patients dans ce service (une augmentation de 6,4% de l'afflux des patients est observée de 2010 à 2015) il était primordiale de rationaliser rapidement le fonctionnement de ce service dont les difficultés se répercutent dans tout l'établissement afin de garantir un bon fonctionnement du Centre Hospitalier de Troyes.

Dans ce contexte, le LOSI et le CHT mènent ce projet de recherche qui vise l'amélioration du service des urgences en s'appuyant sur des techniques d'optimisation issues du domaine industriel.



### 1.2.2 Analyse de l'existant

La méthodologie scientifique impose une analyse de l'existant dans un premier temps pour comparer les méthodes les plus récentes et d'identifier les travaux similaires qui peuvent s'avérer intéressantes pour toute problématique.

En 2011, Lin et al. ont montré dans leurs travaux [5] l'application possible des techniques de datamining pour un système de triage à partir d'une base de donnée régionale Taiwanaise. En particulier, dans cette étude les auteurs ont montré qu'à partir de données brutes très nombreuses, imprécises, avec plusieurs incertitudes, le modèle est capable d'extraire des informations exploitables et compréhensibles par les décideurs afin de dimensionner de manière correcte les services concernés. Ainsi les auteurs suggèrent une augmentation de la qualité de service alors même qu'une diminution des coûts semble possible sous certaines hypothèses.

En 1999, Nada Lavrac [6] explique quelles techniques peuvent être utilisées en médecine. En particulier, l'auteur souligne la grande quantité de données disponibles et donc la très grande pertinence d'utiliser les techniques de fouilles de données afin d'extraire les informations pertinentes pour une décision experte.

Les techniques usuelles issues du datamining sont au nombre de 7 détaillées ci-après :

La régression, très utilisée en économie qui nécessite des populations strictement indépendantes les unes des autres. L'objet de cette technique est d'étudier les liens qui peuvent exister entre différentes variables indépendantes cela de manière qualitative mais aussi quantitative. On peut citer l'ouvrage de Crawlay [7].

L'analyse discriminante peut aussi être d'un grand secours lorsque les variables sont toutes quantitatives. On peut alors catégoriser ces variables à l'aide de cette technique.

Il faut aussi mentionner l'analyse de type clustering : cette analyse est salvatrice lorsque le nombre de données à analyser est très grand, ou bien lorsque les données sont mal connues. Le clustering permet alors de faire un premier tri possible pour créer des groupes.

D'autre part, il existe également l'analyse dite du « ticket de caisse » : on fait ici appel à des règles d'associations afin de créer des groupes. Dès lors on peut dire que ce type d'analyse est une variante du clustering mais spécialisée dans un type de données. On peut citer l'article d'Agrawal et al [8] à ce sujet.

Si on s'écarte des modèles purement probabilistes et si on s'intéresse à des méthodes d'apprentissage, on doit citer la technique des réseaux de neurones qui a fait preuve d'efficacité en terme de prédiction. Il existe de très nombreux types de réseaux de neurones ayant des avantages et des inconvénients (le Radial Basis Function Network pour ne citer que le plus connu). On mentionnera simplement l'article fondateur de Lettvin et al. [9].

Nous devons également mentionner l'existence des méthodes classiques de "classification à arbres de décision" qui permettent une interprétation plus facile d'une multitude de variables différentes. Ces arbres de décision peuvent alors aider à la compréhension d'un volume de données important. On peut citer l'article d'Aha et al. [10].

Enfin, les algorithmes génétiques largement utilisés, peuvent aussi aider à classifier, et prédire des caractéristiques à partir d'un ensemble de données. En effet, ces méthodes d'apprentissage peuvent s'avérer une approche originale et tout à fait pertinente. On citera l'article original de Holland [11].

L'optimisation des processus hospitaliers en général, et du service des urgences en particulier, a attiré l'attention des chercheurs depuis les années 80, on peut citer les travaux de Vassilacopoulos [12] qui s'intéressent à l'allocation des médecins urgentistes en utilisant la programmation dynamique pour proposer un planning hebdomadaire de ces derniers qui minimise le nombre de patients en attente.

En 2003, Bagirov et Churilov [13] se sont intéressés à l'optimisation du groupement des patients dans le service des urgences dans lequel ils ont proposé une méthode dite "Nons-smooth" pour optimiser la classification des patients afin de mieux gérer leur traitement dans le service.

L'optimisation à travers la simulation est un outil très puissant qui a fait preuve d'efficacité dans plusieurs domaines. En 1996 Altinel et Ulas [14] ont proposé une approche d'optimisation par simulation dans laquelle ils ont modélisé le service des urgences par un modèle de simulation à événements discrets. Ce dernier a servi pour tester plusieurs scénarios de lits disponibles afin de proposer la configuration qui minimise le temps de séjour des patients.

En 2012, Cabrera et al [15] ont proposé une approche de simulation par agent pour modéliser un service des urgences en Espagne. Une recherche exhaustive de l'ensemble des solutions possibles a été utilisée pour déterminer la solution optimale en nombre de ressources humaines (médecins, infirmières et personnels administratifs) qui minimise le temps de séjour des patients.

Actuellement le CHT ne dispose d'aucun outil d'aide à la décision lui permettant de mieux prévoir le flux des patients des urgences ou la gestion de ses ressources. L'objectif de notre projet est de mettre en place les outils issus de nos travaux de recherche sous forme d'outil d'aide à la décision à disposition du personnel du service des urgences.

Du point de vue scientifique, cette thèse pose une problématique complexe à plusieurs composantes d'optimisation. Les problématiques qui sont abordées portent sur l'élaboration de

modèles robustes de prévision des flux de patients ainsi que la mise en place d'algorithmes efficaces de gestion de ressources avec des contraintes spécifiques de ressources dites renouvelables et non renouvelables. La principale originalité vient de la globalité de l'optimisation ainsi que du domaine d'application à l'hôpital. Certes, des études existent dans le domaine hospitalier mais la globalité du problème est rarement traitée et certaines contraintes ne sont pas prises en compte.

### 1.2.3 Objectifs et enjeux

L'objectif de cette thèse est de développer un outil de pilotage approprié pour le service des urgences de l'hôpital de Troyes (CHT). En effet dans la majorité des cas, le service des urgences est la porte d'entrée des patients à l'hôpital. Cette position d'interface entre l'hôpital et la société civile engendre de nombreux problèmes liés au pilotage de l'activité, que ce soit pour des raisons de mauvaise prévision de l'afflux de patients, des durées d'attente ou de traitement des patients.

Les arrivées ainsi que les pathologies des patients sont en effet difficilement prévisibles du fait de leur aspect exogène pour l'hôpital. Il existe une forte contradiction entre le caractère de la demande et la notion de service public qui exige une durée d'attente réduite, toute en assurant un traitement correct. Dès lors, on comprend que les besoins en termes de prévisions sont assez précis, suivant le nombre de patients, mais aussi et surtout leurs typologies (pathologie bénigne, traumatologie, pathologie lourdes, ...).

En sus de la prévision précise de l'afflux de patients, il sera nécessaire d'établir un modèle performant de l'organisation du service des urgences ; à savoir le temps de traitement des différentes opérations qui constituent la prise en charge mais aussi le temps de transfert d'un poste à l'autre. Ainsi une évaluation correcte semble passer par une évaluation stochastique de ces différents temps et donc l'exploitation d'un modèle de simulation.

L'enjeu ici, est bien de mieux prévoir la demande en s'appuyant sur des techniques empruntées du datamining et à la statistique décisionnelle comme l'analyse factorielle, les réseaux de neurones, les techniques de classification automatiques et enfin les techniques de classement. Une fois ces demandes clarifiées, le deuxième point crucial est la modélisation correcte du service (en lien avec la totalité de l'hôpital). Nous utiliserons pour cela les méthodes analytiques (modèle mathématique, résolution exacte par branch and bound, etc.) mais également les techniques de simulation (modèle d'évaluation de performances) pour évaluer correctement le fonctionnement et les performances de la structure et des services. Des questionnements autour des problématiques annexes seront éventuellement à considérer tel que l'agencement dans le service ou le dimensionnement.

Les principaux objectifs des travaux à réaliser lors de cette thèse sont les suivants :

- Réaliser une analyse de l'existant ainsi qu'une synthèse bibliographique sur les différentes techniques de planification des ressources humaines.
- Développer des modèles mathématiques pour la modélisation des cas étudiés.
- Développer des algorithmes d'optimisation adaptés aux problèmes de planification de ressources humaines et matérielles.

#### 1.2.4 Extension du projet vers d'autres centres d'urgences

La méthodologie d'approche envisagée dans ce projet de thèse nous donne la possibilité d'appliquer cette démarche sur des centres d'urgences qui adoptent un mode de fonctionnement similaire. En effet, vu l'approche globale du projet, les outils développés pour cette thèse pourraient être mis en place dans la majorité des centres d'urgences de France.

Particulièrement, dans sa politique d'ouverture et d'échange de compétences, notamment avec le groupement des hôpitaux Champagne-sud, le CHT envisage d'étendre son savoir faire acquis à travers ce projet de thèse vers d'autres services des urgences voisins.

Dans cette esprit, nos travaux seront traités de manière générale et extensible afin de les rendre applicables à d'autres centres d'urgences.

### 1.3 Conclusion

En vue de l'augmentation de l'afflux des patients dans le service des urgences du CHT causant une augmentation des temps d'attentes et de prise en charge des patients, le personnel administratif a décidé de mettre en place des actions pour suivre l'évolution de ces activités.

La complexité des problèmes adressées du point de vue scientifique nécessite l'intervention d'experts en outils de prévision et d'optimisation. Le service des urgences du CHT, étant vierge au niveau de maturité en prévision et en optimisation des ressources de son service, décide de faire appel aux centres de recherche spécialisés pour résoudre cette problématique.

La naissance de ce projet de thèse est arrivée suite à la collaboration du CHT et le laboratoire LOSI de l'UTT dans le but de développer des méthodes d'optimisations adaptées au service des urgences. L'enjeu ici est de bien prévoir l'afflux des patients à travers des outils de prévision et de minimiser le temps d'attente des patients dans le service en faisant recours aux outils d'optimisation et de simulation.

Le fruit de ces travaux de thèse sera la base pour mettre en place des outils intuitifs à disposition du personnel des urgences pour les aider à mieux gérer leur service. La démarche

appliquée dans le service des urgences du CHT pourra être transmise à d'autres centres similaires, et ainsi bénéficier des outils qui seront développés durant ce projet.

Le présent mémoire est divisé en deux grandes parties qui s'intéressent aux axes déjà présentés : axe de prévision de la demande et axe d'optimisation des activités. Dans la première partie on introduit notre démarche d'étude et les modèles de prévision développés ainsi qu'une application directe dans le service des urgences du CHT. Dans la deuxième partie nous présentons une démarche d'optimisation à base de simulation qui s'intéresse à l'affectation du personnel avec comme objectif but de minimiser le temps moyen d'attente des patients.

# Étude des flux de patients aux urgences



## Chapitre 2

# Prévision de l’afflux de patients aux urgences

### 2.1 Introduction

Durant les dernières années, certains hôpitaux ont pu réaliser des développements remarquables en matière d’offre de soins qu’ils proposent à leurs patients [16–18]. Les services des urgences qui représentent la porte principale d’entrée des patients à l’hôpital, ont bénéficié spécialement d’une grande attention dans ce développement visant à offrir une meilleure qualité de service aux habitants. Une conséquence directe accompagnant ce développement se manifeste par l’augmentation de l’afflux des patients visitant les services des urgences. En effet, au cours des dernières décennies, les services des urgences ont connu une augmentation importante de l’afflux des patients (Boyle et al [19] Yu et al [20]). En chiffres, l’Observatoire régional des Urgences Champagne - Ardennes (organisation publique chargée de la collecte et de l’analyse des urgences Départements) a annoncé que le nombre de visites aux urgences de la région Champagne-Ardenne a augmenté de 6,43% par an de 2008 jusqu’à 2013 [21]. Ce phénomène a eu des conséquences considérables sur la gestion des services des urgences de la région et notamment celui du Centre Hospitalier de Troyes.

Le problème d’encombrement des services des urgences (SU) ainsi que ses lourdes conséquences ont attiré l’attention de plusieurs pays [22, 23]. Les chercheurs ont examiné les causes et les impacts de ce phénomène [20, 24] et ont proposé diverses solutions pour améliorer la qualité de service proposée par les SU [25–30]. Parmi les principales causes de l’encombrement des SU, citées par les chercheurs, nous trouvons : les ressources (humaines et matérielles) insuffisantes [31], l’augmentation de l’afflux des patients [21] et les périodes d’épidémies [32].

Plusieurs propositions ont été discutées et abordées dans la littérature visant à résoudre cette problématique. On retrouve dans un premier lieu, une solution innée basée sur l’aug-



mentation des ressources mises à disposition au SU afin de pouvoir absorber l'augmentation du flux des patients, à travers une expansion des locaux et/ou augmenter l'effectif du personnel. . . . Néanmoins, ce type de solution est moins susceptible d'être adopté par toutes les organisations de santé (à moins que la ville ne soit témoin d'une croissance démographique critique) en raison des coûts trop élevés engendrés par l'adoption de ce type de politiques. De plus, dans certains cas comme cités dans l'article de Han et al. [33], ce type d'action pourrait être une solution insuffisante pour améliorer la qualité du service pour les patients. Une autre alternative garantissant l'amélioration de la qualité du service d'un SU sans pour autant augmenter les ressources est l'optimisation de l'affectation de ces derniers. On peut citer les travaux de Gendreau et al [27] qui s'intéressent à l'allocation des médecins dans un SU. Tandis que les ressources humaines (médecins, infirmières . . . ) sont les principales ressources d'un SU, d'autres travaux se sont intéressés à optimiser l'ensemble des ressources humaines et matérielles [25, 26, 29].

Ainsi, avant de se précipiter aux solutions visant à optimiser l'organisation du service, il est nécessaire au décideur d'avoir une idée sur la charge prévue dans le futur. En d'autres termes, la prévision de la demande représentée dans notre cas par le nombre de patients, s'avère être une étape cruciale et primordiale avant l'optimisation de l'organisation. Dans ce cadre, plusieurs études ont été menées afin de prévoir le flux des patients dans le monde hospitalier et particulièrement pour l'afflux des patients du SU. Les séries temporelles se sont révélées être un bon outil pour prévoir les niveaux de demande dans différents domaines [34], l'efficacité de cet outil repose sur l'exploitation de données historiques sur un phénomène afin d'établir un modèle mathématique qui peut être utilisé pour prédire son comportement dans l'avenir.

L'objectif principal de chapitre est de développer un modèle de prévision du flux quotidien de patients à la fois pour le long terme et le court terme. L'objectif du modèle de prévision est de prédire le flux quotidien de patients par catégorie de CCMU (Classification Clinique des Malades aux Urgences) et GEMSA (Groupes d'Étude Multicentrique des Services d'Accueil) [21]. Dans l'étape d'analyse des données (pré-étape de la construction du modèle), nous proposons une nouvelle classification pratique des patients dans le SU regroupant les patients qui présentent un comportement similaire dans le service (même charge de travail pour le personnel).

## 2.2 Problématique

La nature aléatoire de l'arrivée des patients au service des urgences rend plus complexe la problématique sa gestion. Ceci dit, la prédiction de l'afflux des patients permettra au personnel de mieux gérer ses activités. Pour une gestion plus efficace, la prévision doit prendre en compte la pathologie des patients. En fait, le SU reçoit chaque jour des différents cas de

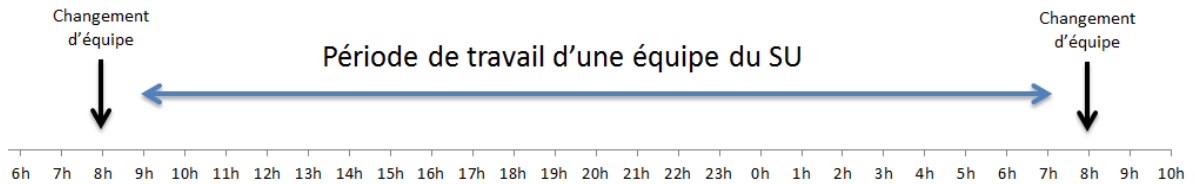


FIGURE 2.1 – La période de travail d'une équipe au service des urgences

patients nécessitant des prises en charges médicales différentes et adaptées à chaque cas d'où la nécessité d'une catégorisation à travers laquelle la prédiction de l'afflux des patients est effectuée par classes.

Avant de se lancer dans l'analyse de l'afflux des patients pour établir des modèles de prévision, nous devons tout d'abord définir l'horizon et la périodicité de ces prévisions (heure, jour, semaine ...). Le SU du CHT gère actuellement son personnel de manière quotidienne, pour cette raison, notre objectif est de prévoir le nombre de passages quotidien des patients dans le service des urgences. Cette approche nous permettra d'adapter le planning quotidien du personnel en fonction des prévisions. De plus, les équipes sont gérées par créneaux de 24h commençant par 8h du matin (l'heure de changement des équipes, figure 2.1), le flux est à prévoir donc est le nombre de patients entre 8h d'un jour donné et 8h du jour suivant. Pour des raisons de gestion à long terme, le personnel administratif du SU aura besoin des prévisions annuelles de ses activités afin de mettre en place un planning adéquat pour le personnel respectant les normes et droit du travail français et européen. L'enjeu ici est donc de prévoir le nombre de patients quotidien arrivant au SU pour une année donnée.

La prévision à long terme (annuelle) permettra au personnel administratif du SU de mieux gérer ses ressources humaines (médecins, infirmiers, aide soignants), notamment la gestion des vacances, le renforcement du personnel. Ainsi que la gestion de ses ressources matérielles, ouverture/fermeture des box de traitements, achat de matériels. Dans ce contexte, notre but est d'établir des modèles de prévision capables de prévoir l'afflux des patients sur un an.

La prévision à long terme est un outil intéressant pour la gestion stratégique des ressources mais son utilité est limitée en terme d'adaptation au changement du comportement des arrivées des patients durant l'année. En effet, l'afflux des patients au SU peut changer d'une année à l'autre suivant plusieurs événements tels que la météo, les vacances, les périodes d'épidémies etc... La prévision à court terme est une approche qui permet de prévoir un phénomène dans le futur proche (quelques jours dans notre cas) en se basant sur l'historique récent des observations. Notre objectif est de développer alors des modèles de prévision à court terme qui améliorent ceux du long terme afin de palier au problème de fluctuations de la demande,

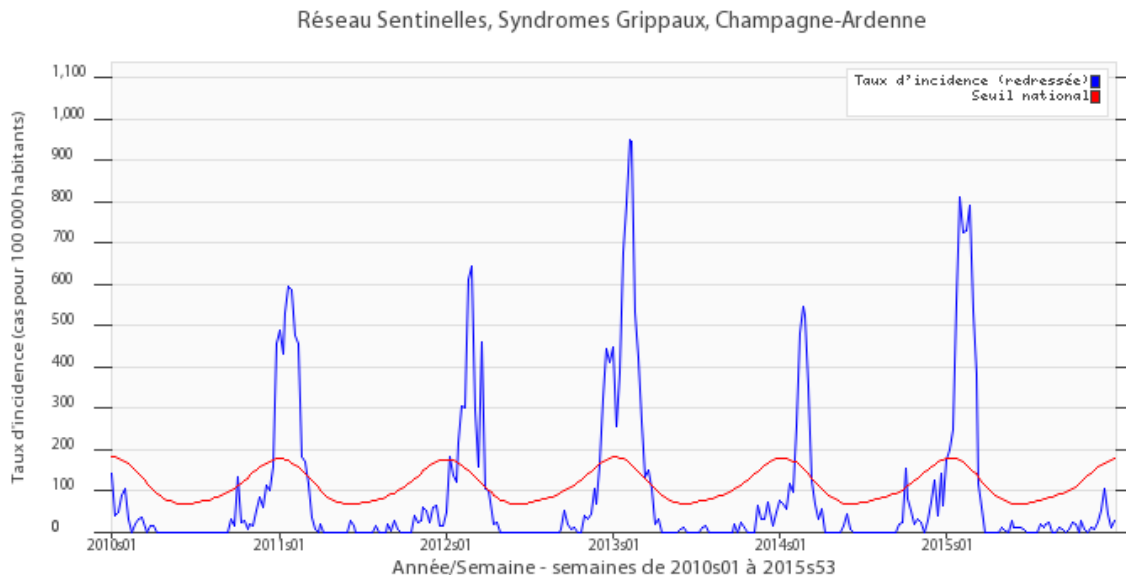


FIGURE 2.2 – Historique de la grippe dans la région Champagne-Ardennes de 2010 jusqu’à 2015

ce qui va permettre au personnel de réajuster son organisation en cas de périodes de forte ou basse affluence.

Une épidémie désigne la propagation rapide d’une maladie, généralement contagieuse et d’origine infectieuse, au sein d’une population donnée. Les maladies épidémiques les plus fréquentes aujourd’hui en France sont la grippe saisonnière et la gastro-entérite. Pour chaque maladie, le seuil épidémique est fixé à un certain nombre de cas pour 100000 habitants (exemple : 80 cas pour 100000 habitants pour la grippe). Ces périodes ont un impact important sur le nombre de patients visitant le SU. La majorité des périodes d’épidémies ont un comportement saisonnier, notamment la grippe qui se manifeste durant la saison d’hiver. Néanmoins ces périodes n’ont pas une durée et périodicité stable d’une année à l’autre. La figure 2.2 montre l’évolution du taux de la grippe (nombre de cas par 100 000 habitants) de 2010 jusqu’à 2015. On remarque bien la saisonnalité du phénomène (l’hiver) et que ce dernier n’a pas la même date de départ ni la même durée chaque année. Vu l’importance des épidémies sur l’afflux des urgences, il s’est avéré nécessaire que les modèles soient robustes et incluent d’une manière exogène ou endogène les périodes d’épidémies.

## 2.3 État de l’art

L’état de l’art est une étape importante dans n’importe quel projet scientifique, elle nous permet d’analyser l’existant et de chercher des méthodes existantes traitant des problèmes similaires. Nous allons fournir en premier temps une analyse de l’existant des modèles de

prévisions en générale puis nous discuterons les modèles appliqués pour la prévision de l'afflux des patients des urgences.

### 2.3.1 Modèles de prévision

La prévision de la demande a été l'objet de recherches scientifiques depuis 1927 quand Yule a introduit une approche générale pour l'analyse et la prévision des séries chronologiques [35]. Suite à ces travaux, le domaine de la prévision a connu un progrès remarquable avec l'apparition des premières méthodes de prévision de séries chronologiques avec les travaux de Yule, Slutsky. Walker et Yaglom [36] ont introduit le concept de l'auto-régression (AR) et la moyenne mobile (MA) pour prévoir un phénomène donné. Ces modèles étaient améliorés par la suite pour former le modèle célèbre de la moyenne mobile auto-régressive connu sous l'abréviation ARMA. Ce dernier a été amélioré et généralisé sous une méthodologie d'analyse et de prévision des séries chronologiques connu sous le nom de Box-Jenkins [37]. Dans le cas des phénomènes saisonniers les modèles basiques ARMA/ARIMA ne sont plus efficaces. En effet, ils sont plus adaptés aux phénomènes stationnaires et sont incapables de suivre les fluctuations saisonnières. C'est ainsi que l'extension X-12-ARIMA a été développée spécifiquement pour ce type de phénomène [38].

L'importance et l'utilité de la prévision a poussé les chercheurs à développer plusieurs modèles appliqués dans différents domaines. Après les modèles ARMA, les plus connus sont les modèles basés sur le lissage exponentiel. Ces modèles sont nés avec les travaux de Brown [39], Holt [40] et Winters [41]. Ils sont connus sous le nom : modèle Holt-Winters. On peut aussi citer d'autres types de modèles qui ont fait preuve d'efficacité dans certains cas tels que les réseaux de neurones artificiels (RNA) [42–44], les modèles Support Vector Machine (SVM) [45, 46] et les arbres de décisions [47–49].

Les domaines d'application de cet outil sont larges. Ils fournissent aux décideurs une vue sur l'activité prévue de leur services. Le tableau 2.1 présente quelques exemples d'utilisation de la prévision dans différents domaines sur différents horizons de planification. On remarque que la prévision est largement utilisée dans différents domaines pour prédire l'afflux de la demande.

Au cours des trois dernières décennies les chercheurs se sont intéressés à la combinaison, le mélange ou l'hybridation des différentes méthodes de prévision. Cette approche consiste à développer des modèles différents pour le même phénomène et de les rassembler pour donner un seul modèle en pondérant les valeurs fournies par chaque modèle par des coefficients. Des contributions importantes dans ce domaine ont été faites par Bates et Granger [63], Newbold et Granger [64] et Winkler et Makridakis [65].

TABLE 2.1 – Exemples d'utilisation de la prévision dans des cas réels

Données	Horizon de prévision	Benchmark	Références
Prévision d'électricité	1 - 30 min	Wiener filter	[50]
Assurance automobile tri- mestrielle payée	8 trimestres	Log-linear regres- sion	[51]
Taux journalier des fonds fé- déraux	1 jour	Random walk	[52]
Données macroéconomiques trimestrielles	1 - 8 trimestres	Wharton model	[53]
Ventes mensuelles des grands magasins	1 mois	Simple exponen- tial smoothing	[54]
Demande mensuelle de ser- vices téléphoniques	3 ans	Univariate state space	[55]
Total annuel de la popula- tion	20 -30 ans	Demographic mo- dels	[56]
Demande touristique men- suelle	1 - 24 mois	Univariate state space, multiva- riate state space	[57]
Trafic mensuel des télécom- munications	1 mois	Univariate ARIMA	[58]
Volume d'appel quotidien	1 semaine	Holt–Winters	[59]
Ventes mensuelles de ca- mions	1 - 13 mois	Univariate ARIMA, Holt–Winters	[60]
Données comptables men- suelles	1 mois	Regression, uni- variate, ARIMA, transfer function	[61]
Les mouvements mensuels des patients hospitalisés	2 ans	Univariate ARIMA, Holt–Winters	[62]

Des preuves convaincantes de l'efficacité relative des prévisions combinées, généralement définies en termes de variances d'erreur de prévision, ont été résumées par Clemen [66] dans une revue bibliographique complète. De nombreuses méthodes de sélection des poids de combinaison ont été proposées. La moyenne simple est la méthode de combinaison la plus largement utilisée (voir Clemen [66], et Bunn [67]), mais la méthode n'utilise pas d'informations antérieures concernant la précision des prévisions ni la dépendance entre les prévisions. Une autre approche plus simple est la sommation linéaire des prévisions individuelles, combinant les poids déterminés par la méthode des moindres carrés de la matrice historique des prévisions et des observations (Granger et Ramanathan [68]). Cependant, les estimations par la méthode des moindres (MCO) carrés sont inefficaces en raison de la présence éventuelle d'une corrélation en série dans les erreurs de prévision combinées. Aksu et Gunter [69] et Gunter [70] ont étudié ce problème avec un certain détail. Ils ont recommandé l'utilisation des prévisions

de combinaison MCO avec les poids limités à l'unité. La combinaison des poids déterminés à partir de méthodes invariables dans le temps peut conduire à des prévisions relativement faibles si l'absence de positionnement entre les prévisions des composants se produit. Miller et al [71].

La forme de la répartition combinée de l'erreur de prévision et le comportement stochastique correspondant a été étudiée par Menezes et Bunn [72] et Taylor et Bunn [73]. Pour les répartitions d'erreur de prévision non normales, l'évasion émerge comme un critère pertinent pour spécifier la méthode de combinaison. Certaines informations sur la raison pour laquelle les prévisions concurrentes peuvent être combinées avec succès pour produire une prévision supérieure aux prévisions individuelles ont été fournies par Fang (2003), en utilisant les tests prévus. Hibon et Evgeniou [74] ont proposé un critère pour choisir parmi les prévisions et leurs combinaisons

### 2.3.2 Prévision de l'afflux des urgences

La prévision de l'afflux des patients des urgences a été l'objet de plusieurs travaux de recherche durant les dernières années. En 1988, Milner a lancé l'une des premières études dans ce domaine en développant des modèles prédictifs ARIMA pour prévoir le flux total d'un SU [75]. Les modèles basés sur l'ARMA/ARIMA ont fait preuve d'efficacité avec plusieurs travaux reposant sur l'utilisation de ces derniers [76–80].

Les modèles ARMA sont les plus étudiés et les utilisés dans ce domaine. Plusieurs chercheurs ont utilisé d'autres outils de prévision qui se sont montrés plus adaptés à leur cas en utilisant des modèles linaires ou non-linaire. Dans la catégorie des modèles linaires on peut citer les modèles basés sur la régression linaires d'Ekstorm [81], les modèles de régression multiples Boyle [82] et les modèles basés sur le lissage exponentiel Bergs [83]. Dans la catégorie des modèles non-linaires, on peut citer les travaux de Stout [84] qui a utilisé une approche basée sur les files d'attentes pour prédire le flux des urgences et les travaux de Mielczak [85] qui a utilisé une approche de simulation Monte-Carlo. Des approches particulières se sont intéressées à prévoir le début d'une période de forte demande (et non le nombre de patients dans le cas classique). Le meilleur exemple est les travaux de Bouleux [86] qui a présenté un modèle capable de prédire le début d'une période de surpopulation dans la filière pédiatrique du SU de Lille.

Les modèles de lissage exponentiel ont également été utilisés dans les études de prévision dans le domaine hospitalier, Medina et Hyndman [87, 88]. Dans l'étude menée par Champion et al. [89], les auteurs ont utilisé la méthode de décomposition pour identifier la tendance, les variations saisonnières et le hasard «bruit» pour prévoir le flux de patients dans un SU. Les auteurs ont, ensuite, procédé à la comparaison des prévisions, basées sur un simple modèle de

lissage exponentiel saisonnier avec un modèle ARIMA. De même, l'étude menée par Medina et al. [87] a également identifié les oscillations saisonnières et les tendances dans les données de séries temporelles du phénomène étudié.

Les travaux de recherche les plus récents qui s'intéressent directement à la prévision des flux de patients dans le SU ont été introduits par Aboagye-Safro en février 2015 [90] dans lesquels les auteurs ont développé un modèle vectoriel multivarié ARMA (VARMA) pour prédire l'afflux d'un SU dans l'ouest de l'Australie. Un travail récent de Jalalpour et al. [91] s'était intéressé au développement d'un outil basé sur les modèles ARMA pour prévoir la demande pour les services des soins de santé.

Le SU est un service de santé qui offre des soins immédiats à une variété de patients. Par conséquent, l'état du patient dans le SU peut varier d'un état stable à un état très sévère. La classification des patients par différentes catégories est très importante pour le personnel afin d'assurer un service de meilleure qualité au niveau opérationnel. En France tous les services des urgences utilisent les mêmes classification : CCMU qui indique la gravité d'un patient (impacts sur les ressources nécessaires pour le patient à traiter) et le GEMSA (Groupe d'Étude Multicentrique des Services d'Accueil) qui indique l'affiliation du patient après son passage dans le SU (hospitalisé, retour à domicile) [21]. La prévision de l'afflux des patients du SU sera plus utile si elle est appliquée à chaque catégorie de patients car elle donnera aux décideurs une prédiction détaillée sur le niveau des demandes. Une étude récente de Kadri et al [76] a attiré l'attention sur l'importance de prédire le flux de patients par catégorie. Néanmoins cette étude s'est intéressée à la classification GEMSA qui peut aider à prédire le nombre de lits nécessaires pour héberger les patients hospitalisés pour la filiale pédiatrique. Sun et al. [77] se sont également intéressés à la prévision du flux des patients du SU par catégorie. Ils ont classé les patients par niveau de gravité et ont développé des modèles pour prévoir le flux quotidien de chaque catégorie.

### 2.3.3 Synthèse

La prévision est un outil puissant et présent dans plusieurs domaines d'applications. La communauté scientifique s'est intéressée à l'utilisation et au développement de cet outil depuis le début du 19ème siècle. Les domaines d'applications sont très nombreux et sont principalement basés sur une demande d'un service.

Les premiers travaux qui s'intéressent à la prévision des flux de patients dans les services des urgences datent de 1988 avec l'application des modèles ARMA pour prévoir les arrivées aux urgences. Le développement des modèles appropriés à la prévision de l'afflux des SU a continué durant les dernières années suite à la forte demande aux services des urgences

TABLE 2.2 – Synthèse des travaux portants sur les prévisions

Référence	Urgences	Horizon	Méthode
[75]	*	Semaines	ARIMA
[76]	*	Semaines	ARIMA
[77-79]	*	Jours	ARIMA
[80]	*	Semaines	ARIMA
[81]	*	Jours	Régression linéaire
[82]	*	Jours	Régression multiples
[83]	*	Jours	Lissage exponentiel
[84]	*	Semaines	Simulation (Dynamique du système)
[85]	*	Semaines	Simulation (Monte Carlo)
[86]	*	Jours	Analyse spectrale
[89]	*	Semaines	Décomposition Holt-Winters
[90]	*	Jours	VARMA
[52]		Jours	Random walk
[53]		Semaines	Wharton model
[54] [53]		Mois	Lissage exponentiel
[55]		Ans	Univariate state space
[56]		Ans	Demographic models
[57]		Ans	Univariate state space, multivariate state space
[58]		Mois	ARIMA
[59]		Semaine	Décomposition Holt-Winters

dans les hôpitaux. La table 2.2 présente une synthèse de quelques travaux portants sur les prévisions appliqués aux afflux des urgences et aux autres domaines industriels.

L'organisation des SU a beaucoup évolué durant les dernières années vu l'augmentation remarquable de la demande sur les services des soins urgents. Ceci a mené à la diversification des cas visitant les SU et ainsi à la classification des patients suivant leur degré de gravité. La prévision par catégorie des patients a récemment attiré l'attention de la communauté scientifique et reste un axe prometteur qui peut aider le personnel des SU à mieux comprendre le phénomène des arrivées des patients dans ces derniers.

## 2.4 Analyse de l'afflux de patients aux urgences

Dans cette section, nous présentons l'ensemble des données récupérées à partir du système d'information utilisé dans le SU du CHT ainsi que l'analyse statistique appliquée à ces données extraites. L'objectif étant de clarifier la source et la nature des données utilisées dans notre étude et de mener une première analyse préliminaire.



### 2.4.1 Extraction des données

L'extraction de données est l'acte ou le processus de récupération des données à partir d'une source pour un traitement ultérieur ou un stockage de ces dernières. Ce processus est habituellement suivi d'une transformation de ces données et peut-être l'ajout de méta-données avant leur exploitation dans les étapes suivantes. La majorité des études prévisionnelles se basent sur un historique des observations du phénomène. En effet, l'historique est une base essentielle qui sert à analyser le phénomène étudié et à extraire des informations sur son comportement. Dans le cadre de notre étude, nous nous intéressons au nombre de patients quotidiens visitant le service des urgences du CHT comme phénomène objet d'étude.

Depuis 2007, le CHT a opté pour l'informatisation des données de passage des patients dans son service des urgences (Figure 2.3). Ainsi, le personnel dispose d'un outil permettant la gestion informatisée et horodatée de toutes les actions concernant la prise en charge du patient (arrivée, examen infirmière, examen médecin, traitement ...).

Depuis le lancement du logiciel ResUrgences en 2007, le personnel du service des urgences est entré dans la phase de migration vers l'outil informatisé pour gérer le passage des patients. Cette phase a duré deux années pour que l'ensemble du personnel utilise le logiciel de manière systématique et correcte. Ceci est dû à plusieurs facteurs tels que : la résistance au changement, la complexité de l'outil, le renouvellement du personnel. Pour ces raisons, le département d'information médical du CHT juge que la base de données de cet outil n'est fiable qu'à partir de l'année 2010.

Nous avons recueilli le résumé des passages aux urgences (RPU) de chaque patient du premier janvier 2010 au 31 décembre 2014 soit un nombre total d'entrées qui s'élève à 252 438. Le résumé du passage aux urgences (RPU) est une collection normalisée des données utilisées par tous les SU de France. Il contient 20 champs d'information qui décrivent le passage du patient dans le SU. Ceux qui nous intéressent le plus dans notre étude sont : la date et l'heure d'entrée, les classifications CCMU et GEMSA (détaillées dans la section suivante). L'ensemble de ces informations sont assignées et mises à jour au dossier de passage du patient après avoir été traités dans le service selon leur diagnostic final. C'est en se basant sur ces données que nous allons mener notre étude de prévision sur l'afflux des patients.

Le résultat final de notre exaction est un tableau de données contenant les 3 champs suivants :

1. Date d'arrivée au service des urgences.
2. Classification CCMU.
3. Classification GEMSA.

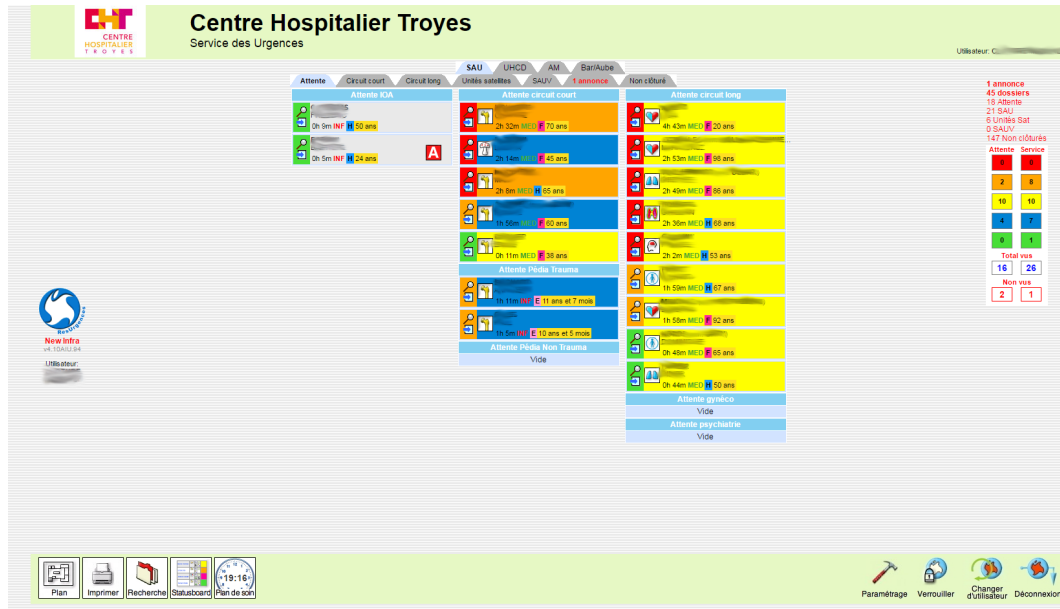


FIGURE 2.3 – ResUrgences : logiciel de gestion informatisée des passages des patients dans le SU du CHT

## 2.4.2 Modélisation des données

Les données récupérées sont catégorisées en deux classes : Classification Clinique des Malades aux Urgences (CCMU) et la classification Groupes d'Étude Multicentrique des Services d'Accueil (GEMSA). La classification CCMU a été élaborée par l'Association pour la Recherche aux Urgences (ARU), et reprise depuis par les sociétés scientifiques. Cette classification permet de répartir les patients en classe de gravité selon l'état du patient et les actes réalisés. La classification GEMSA a été validée par la Commission de Médecine d'Urgence de la Société de Réanimation de Langue Française. Elle répartit les patients en 6 types de passage dont la nature est déterminée, en principe, a posteriori. Les critères de classement sont : le mode d'entrée et le mode de sortie du patient, la programmation ou non de la prise en charge ultérieure. L'indicateur GEMSA permet ainsi de tracer l'organisation de la prise en charge et la trajectoire du patient.

La catégorie CCMU donne une idée sur le plateau technique nécessaire pour traiter le patient : besoin d'une imagerie médicale, nécessité d'effectuer des examens biologiques, temps de traitement par le médecin, nécessité d'une intervention chirurgicale, besoin d'une consultation spécialisée etc.

La catégorie GEMSA distingue deux catégories principales : les patients hospitalisés et les patients non hospitalisés. Quant au mode d'admission prévue ou non planifiée, il n'a pas d'impact sur la gestion du flux de patients. En effet, les patients planifiés qui viennent au SU sont soit des patients qui ont été transférés d'un autre centre de santé, des arrivées critiques

TABLE 2.3 – Classification CCMU des patients des urgences

CCMU	Description
C1	État clinique stable, pas de décision, acte complémentaire, diagnostique ou thérapeutique
C2	État clinique stable mais actes complémentaires, diagnostiques ou thérapeutiques nécessaires
C3	Etat pouvant s'aggraver au SU sans mise en jeu pronostic vital
C4	Pronostic vital engagé sans geste de réanimation immédiat
C5	Pronostic vital en jeu avec gestes de réanimation immédiats
CP	Patient présentant un problème psychologique et/ou psychiatrique
CD	Patient décédé
CX	Non précisé

TABLE 2.4 – Classification GEMSA des patients des urgences

GEMSA	Mode d'admission	Description
G1	Imprévu	Patient décédé à l'arrivée ou avant toute réanimation
G2	Imprévu	Patient non convoqué sortant après consultation ou soins
G3	Prévu	Patient convoqué pour des soins à distance de la prise en charge initiale
G4	Imprévu	Patient non attendu et hospitalisé
G5	Prévu	Patient attendu dans un service et hospitalisé
G6	Imprévu	Patient nécessitant une prise en charge immédiate ou prolongée
GX	Non précisé	Non précisé

informées par les services d'assistance médicale d'urgence (SAMU) soit des patients qui ont été redirigés vers le service des urgences par un médecin externe. Dans tous ces cas, le personnel du SU est informé par l'arrivée quelques heures à l'avance au mieux, ce qui ne peut que les aider à planifier leurs activités au niveau opérationnel.

En conclusion, nous pouvons affirmer qu'il n'y a pas des arrivées programmées au SU dans le court terme (jours) ou le long terme (semaines, mois).

Les différentes modalités de la classification CCMU (respectivement GEMSA) et leur explication sont donnés dans le tableau 2.3 (resp. tableau 2.4). La présence de certains enregistrements avec des champs non spécifiés des catégories CCMU et GEMSA que nous avons désigné respectivement CX et GX sont attribués dans certains cas spéciaux. Elles correspondent généralement à des cas de patients qui partent sans attendre. Leurs impact est non significatif sur la charge du SU.

Les données recueillies ont été regroupées par catégorie de GEMSA et CCMU et ont été transformées en séries temporelles représentant le nombre de visites quotidiennes au SU.

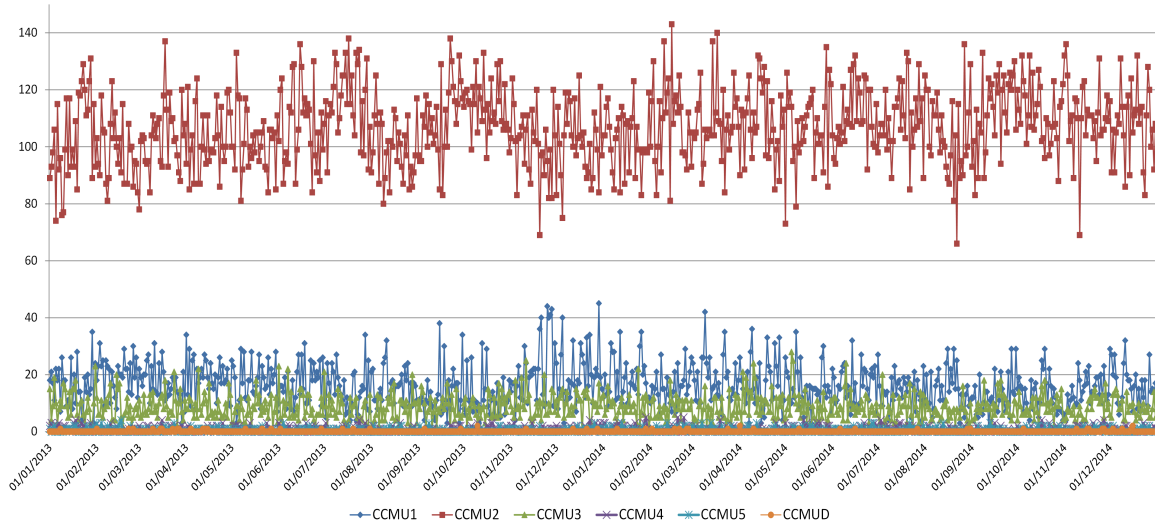


FIGURE 2.4 – Vue d'ensemble des arrivées des patients au SU du CHT du 01/01/2010 au 31/12/2014 par CCMU

Les figures 2.4 et 2.5 indiquent le nombre d'arrivées quotidiennes par catégorie de CCMU, respectivement GEMSA, au SU du centre hospitalier de Troyes de janvier 2013 à décembre 2014.

### 2.4.3 Statistiques descriptives

Les arrivées quotidiennes des patients au SU du centre hospitalier de Troyes de 2010 à 2014, montrent à première vue (figure 2.4) que la majorité des arrivées sont classées C2 selon la classification CCMU. En effet, la statistique descriptive (table 2.5) de la catégorie CCMU montre que 75,44 % des arrivées sont catégorisées comme C2. D'ailleurs les catégories C1 et C2 (les patients moins graves, voir tableau 2.3 pour plus de détails) représentent un ratio de 86,09%, ce qui signifie que le SU est souvent encombré par les patients qui n'étaient pas dans un état critique.

D'autre part, le nombre des arrivées quotidiennes est majoritairement divisée en G2 et G4 selon la catégorie GEMSA. Le groupe G1 représente les patients externes non planifiés. Il regroupe des patients imprévus qui retournent chez eux après avoir été traités dans le service, tandis que le second (groupe G4) regroupe des patients non planifiés et hospitalisés (voir tableau 2.4 pour plus de détails). Selon les statistiques de la classe GEMSA (tableau 2.5) les classes G2 et G4 (patients non prévus) résument jusqu'à 93,35% du flux total des patients du SU ce qui confirme la nature aléatoire des arrivées.

La variation des arrivées quotidiennes au SU (figure 2.4 et figure 2.5) indique l'absence d'une tendance. Une légère saisonnalité peut être observée pendant certaines périodes de l'année.

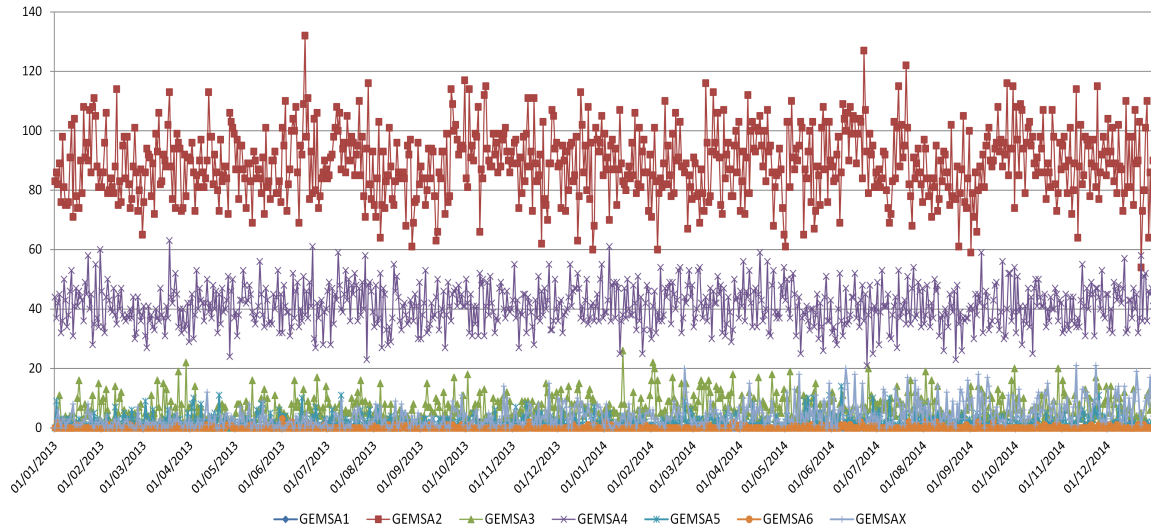


FIGURE 2.5 – Vue d'ensemble des arrivées des patients au SU du CHT du 01/01/2010 au 31/12/2014 par GEMSA

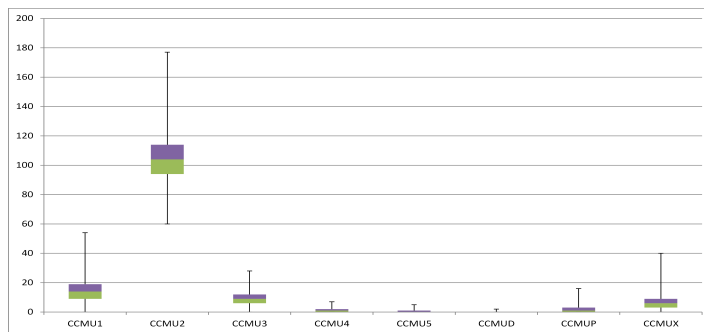


FIGURE 2.6 – Boîte à moustaches du nombre d'arrivées des patients par classe CCMU.

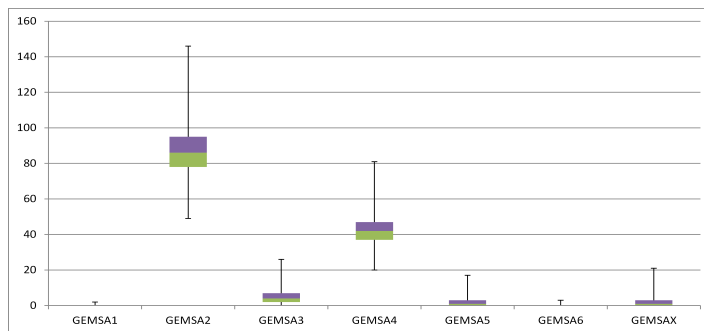


FIGURE 2.7 – Boîte à moustaches du nombre d'arrivées des patients par classe GEMSA

À titre d'exemple : une baisse en été et une augmentation au début de l'année scolaire. Les catégories C1 et C2, respectivement G2 et G4, comme le montrent les diagrammes boîte à moustaches des nombres des arrivées quotidiennes par CCMU (figure 2.6) et GEMSA (figure

2.7) représentent les variations les plus élevées du flux total du SU. On peut dire ici que la prévision de ces catégories (C1, C2, G2 et G4) est la clé d'une bonne stratégie de gestion dans le service des urgences.

La motivation derrière l'introduction de cette nouvelle classification est de réduire le nombre de cas possible d'états patients dans le service des urgences et de classer les patients selon une perspective pratique pour le personnel des urgences.

TABLE 2.5 – Statistiques descriptives de l'afflux quotidien des patients par catégorie CCMU et GEMSA

Catégorie	Moyenne	Minimum	Maximum	Écart Type	% du Total
C1	14.71	0	54	7.70	10.65 %
C2	104.17	45	177	14.11	75.44 %
C3	9.22	0	28	4.55	6.68 %
C4	0.98	0	7	1.02	0.71 %
C5	0.49	0	5	0.72	0.35 %
CD	0.08	0	2	0.27	0.05 %
CP	1.81	0	16	1.93	1.31 %
CX	6.64	0	40	5.01	4.81 %
G1	0.05	0	2	0.22	0.03 %
G2	86.37	41	146	12.76	62.55 %
G3	4.79	0	26	3.95	3.47 %
G4	42.53	14	81	7.43	30.80 %
G5	2.06	0	17	2.31	1.49 %
G6	0.16	0	3	0.42	0.12 %
GX	2.12	0	21	2.97	1.54 %
Total	138.09	65	238	15.42	100.00 %

## 2.5 Introduction d'une nouvelle classification des patients aux urgences

Dans cette section, nous introduisons une nouvelle classification pratique des patients du service des urgences qui regroupe les catégories CCMU et GEMSA utilisées par tous les services des urgences en France. Cette nouvelle classification est basée sur des tests statistiques effectués sur les données des arrivées du SU du CHT sur les 5 dernières années (2010 à 2014) et reposent sur l'expertise du personnel (médecins et infirmières) qui utilisent ces classifications.

### 2.5.1 Intérêt et motivations

Dans la section description des données, nous avons souligné que les données récupérées contiennent un champ CCMU et GEMSA pour chaque enregistrement représentant le passage d'un patient. Cependant, on note que ces catégories représentent le même flux de patients, en

d'autres termes : la catégorisation est redondante. C'est l'une des raisons qui nous a amené à introduire une nouvelle classification pratique qui tient compte des catégories CCMU et GEMSA.

Prévoir un état de santé ou une situation pour un agrégat de population d'un problème particulier, ou pour des groupes de la même famille, présente un défi moindre que le cas individuel. C'est parce qu'en regroupant les variances des facteurs liés à la population (qui sont généralement larges et bien connues), le comportement des données agrégées peut avoir des caractéristiques très stable, même lorsque les individus présentent des degrés de hasard élevés [92]. Il est donc plus facile d'obtenir un degré de précision plus élevé dans la prévision d'événements de santé spécifiques lorsqu'on utilise des données de population partagées par rapport à des données pour des individus spécifiques.

### 2.5.2 Approche statistique

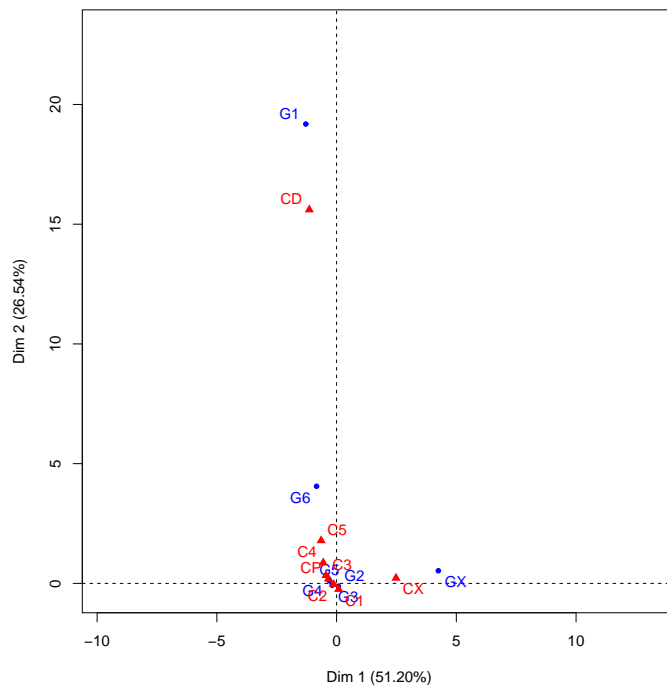


FIGURE 2.8 – Analyse de correspondance de la table de contingence CCMU  $\times$  GEMSA.

Une observation importante doit être soulignée. Il s'agit d'une apparition des états incohérents dans la table de fonction de masse de probabilité de la catégorie CCMU et GEMSA croisée. Par exemple, l'état CD  $\times$  G4 s'est produit 64 fois, ce qui est un état impossible pour un patient (CD : décède à l'entrée de l'ED, G4 : hospitalisé après les soins d'urgence). Cela

indique la possibilité de données mal saisies par le personnel vu que le système d'information ne permet pas d'empêcher des saisies incompatibles des données.

TABLE 2.6 – Probabilité de fonction de masse des classifications CCMU et GEMSA

		CCMU							
		C1	C2	C3	C4	C5	CD	CP	CX
GEMSA	G1	0%	0,0083%	0,0032%	0,0020%	0,0044%	0,0166%	0%	0%
	G2	29,88%	47,66%	1,20%	0,0503%	0,0111%	0,0044%	0,43%	3,26%
	G3	0,26%	3,06%	0,13%	0,0123%	0,0028%	0,0004%	0,0044%	0,0154%
	G4	0,47%	23,44%	5,14%	0,59%	0,29%	0,0265%	0,84%	0,0028%
	G5	0,04%	1,20%	0,18%	0,0246%	0,0170%	0,0004%	0,0254%	0%
	G6	0,0012%	0,0289%	0,0206%	0,0281%	0,0309%	0,0071%	0,0004%	0%
	GX	0,0036%	0,02%	0,0008%	0%	0%	0%	0%	1,57%

### 2.5.3 Approche métier

La variation des arrivées quotidiennes au SU (figure 2.4 et 2.5) indique l'absence d'une tendance sur le temps. Une légère saisonnalité peut être observée pendant certaines périodes de l'année. Par exemple : une baisse en été et une augmentation au début de l'année scolaire. Les catégories C1 et C2, respectivement G2 et G4, apportent la majeure variation au flux total comme le montrent les diagrammes boîte à moustaches des nombres d'arrivées quotidiennes par CCMU (figure 2.6) et GEMSA (figure 2.7). On peut en conclure que la prévision de ces catégories (C1, C2, G2 et G4) est la clé d'une bonne stratégie de gestion dans le SU. Cependant, on remarque que ces catégories représentent le même flux des patients : la catégorisation est redondante. C'est l'une des raisons qui nous a amené à introduire une nouvelle classification pratique qui tient compte du caractère croisé CCMU et GEMSA. Cette classification est présentée dans la section suivante.

### 2.5.4 Nouvelle classification : État Patient

Dans cette sous-section, nous présentons une nouvelle classification pratique des patients des urgences. Cette nouvelle classification consiste à regrouper les catégories CCMU et GEMSA en fonction des tests statistiques et de l'expertise du personnel du SU. Nous avons nommé cette nouvelle classification EP en abréviation d'État Patient. Le croisement des classifications CCMU et GEMSA réduit le nombre d'états possibles d'un patient dans le SU à un nombre pratique de catégories ayant une description significative en regard de son passage dans le service.

La figure 2.9 présente la classification EP qui a 8 différents attributs. Chaque catégorie a été créée en regroupant plusieurs catégories croisées de CCMU et GEMSA. Le tableau 2.7 donne une description de chaque catégorie. Dans les paragraphes suivants, nous discutons des arguments qui ont motivé notre choix de regroupement de chaque catégorie d'EP.



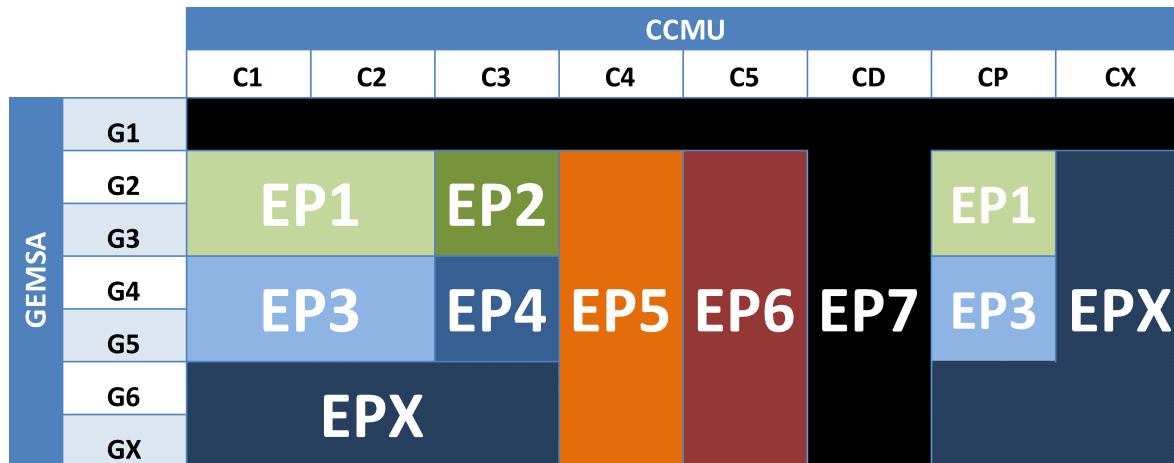


FIGURE 2.9 – Classification EP des patients des urgences

TABLE 2.7 – Descriptif de la classification EP des patients au service des urgences

EP	Description
EP1	Patient sortant ayant un traitement médical modéré
EP2	Patient sortant ayant un traitement médical important
EP3	Patient hospitalisé ayant un traitement médical modéré
EP4	Patient hospitalisé ayant un traitement médical important
EP5	Patient qui ont besoin d'un traitement médical majeur
EP6	Patients besoin d'un traitement médical majeur + des actes de réanimation
EP7	Patient décédé à l'entrée
EPX	Autres

**EP1 :** Cette catégorie regroupe les C1, C2 et CP croisés avec les catégories G2 et G3 (voir la figure 2.9). Ces catégories C1 et C2 sont attribuées à un patient lorsque sa situation est considérée comme stable. La seule différence entre eux réside au niveau du besoin d'un acte complémentaire pour la catégorie C2 (voir tableau 2.3). Il y a des confusions entre C1 et C2 lorsqu'ils sont renseignés dans le système d'information. La principale raison étant la définition floue de «l'acte complémentaire» qui différencie la catégorie C1 de C2. Cela peut conduire à une différence d'attribution de C1 et C2 d'un médecin à un autre. La catégorie EP1 comprend également les patients avec l'attribution du CP qui signifie : un patient avec des problèmes psychologiques. Du point de vue de la gestion du flux, un patient qui présente des problèmes psychologiques nécessite la même quantité de ressources qu'un patient avec une catégorie C1 ou C2. Les catégories G2 et G3 sont attribuées aux patients qui ont quitté le SU après avoir été traités. En conclusion, la catégorie EP1 représente les patients ayant un traitement médical modéré et qui ne sont pas hospitalisés.

**EP2 :** Cette catégorie regroupe le C3 croisé avec les catégories G2 et G3 (voir la figure 2.9). La catégorie C3 est attribuée à un patient lorsque sa situation est stable mais pourrait se

détériorer dans le temps. Cette catégorie de patients a souvent besoin d'une attention médicale immédiate et susceptible de contourner la zone d'attente pour être traité immédiatement. Elle nécessite, souvent, un plateau technique médical plus important que la catégorie EP1. En croisant les catégories C3 avec les catégories G2 et G3 (pour les mêmes raisons présentées ci-dessus) on se retrouve avec une classe de patients qui ont besoin d'un traitement médical important.

**EP3 :** Cette catégorie regroupe les C1, C2 et CP (pour les mêmes raisons que l'EP1) croisées avec les catégories G4 et G5. Cette classe est différente de l'EP1 en terme d'orientation des patients après le passage aux urgences : les patients dans le cas de l'EP3 sont hospitalisés après le traitement soit dans l'unité d'hospitalisation à court séjour (*UHCD : Unité d'hospitalisation Courte Durée*) soit à l'une des principales unités de l'hôpital (cardiologie, pneumologie, neurologie ...). La catégorie EP3 représente les patients hospitalisés avec un traitement médical modéré.

**EP4 :** De la même manière que EP2, cette catégorie représente la classe des patients hospitalisés qui ont besoin d'un traitement médical important.

**EP5 :** Cette catégorie regroupe une catégorie de patients qui ont été admis au SU dans un état clinique grave et nécessite une intervention immédiate mais sans acte de réanimation. Cette catégorie de patients a souvent besoin de plus de soins que C1, C2 et C3 et nécessite généralement l'intervention d'un médecin spécialiste. Cette catégorie représente les patients qui ont besoin d'un traitement médical majeur.

**EP6 :** Cette catégorie regroupe une classe de patients qui ont été admis au SU dans un état critique et nécessite des actes de réanimation.

**EP7 :** Cette catégorie regroupe la classe de patients qui étaient décédés à l'entrée du SU. Elle regroupe le CD croisé avec les catégories G1. Bien que nous remarquons la présence de certains enregistrements avec une entrée de données incohérentes comme 11 enregistrements de la catégorie CD  $\times$  G2 qui correspond à un patient décédé à l'entrée (CD) et est rentré à la maison après un traitement au SU (G2), ce qui est clairement impossible. Les experts renvoient l'apparition de tels enregistrements au mésusage du système d'information. Cela a été approuvé en effectuant une analyse de correspondance à la fonction de masse de probabilité des catégories CCMU  $\times$  GEMSA (table 2.6). L'analyse de correspondance (CA) est une technique statistique multivariée qui décompose la statistique  $\tilde{\chi}^2$  associée à une table de contingence en facteurs orthogonaux, l'intrigue bidimensionnelle peut aider à détecter des phénomènes anormaux. En effet, le diagramme CA (figure 2.8) de la table 2.6 indique un comportement anormal corrélé de CD et G1.

TABLE 2.8 – Statistiques descriptives du nombre d'arrivées journalières par catégorie d'EP

	Moyenne	Écart Type	Minimum	Maximum	% du Total
EP1	84.73	12.12	48	132	61.29%
EP2	1.84	1.95	0	15	1.33%
EP3	35.96	7.15	16	69	26.01%
EP4	7.35	3.97	0	25	5.31%
EP5	0.97	1.02	0	7	0.70%
EP6	0.48	0.72	0	5	0.35%
EP7	0.10	0.32	0	2	0.07%
EPX	6.81	5.08	0	40	4.93%
Total	138.25	15.33	90	238	100.00%

**EPX** : Cette catégorie regroupe des catégories de champs non spécifiés de CCMU et GEMSA (CX et GX) avec la catégorie G6. Nous avons fait ce choix en tenant compte du fait que les catégories CX et GX n'ont pas d'impact sur les ressources du SU. Il est également à noter que les CX et GX ont un comportement anormal corrélé comme indiqué dans la figure 2.8. Le G6 a été inclus en raison de sa faible occurrence (0,12%) et du fait que cette catégorie représente le cas d'un état grave où le patient est admis directement à l'unité des soins intensifs.

### 2.5.5 Statistiques descriptives des nouvelles classes

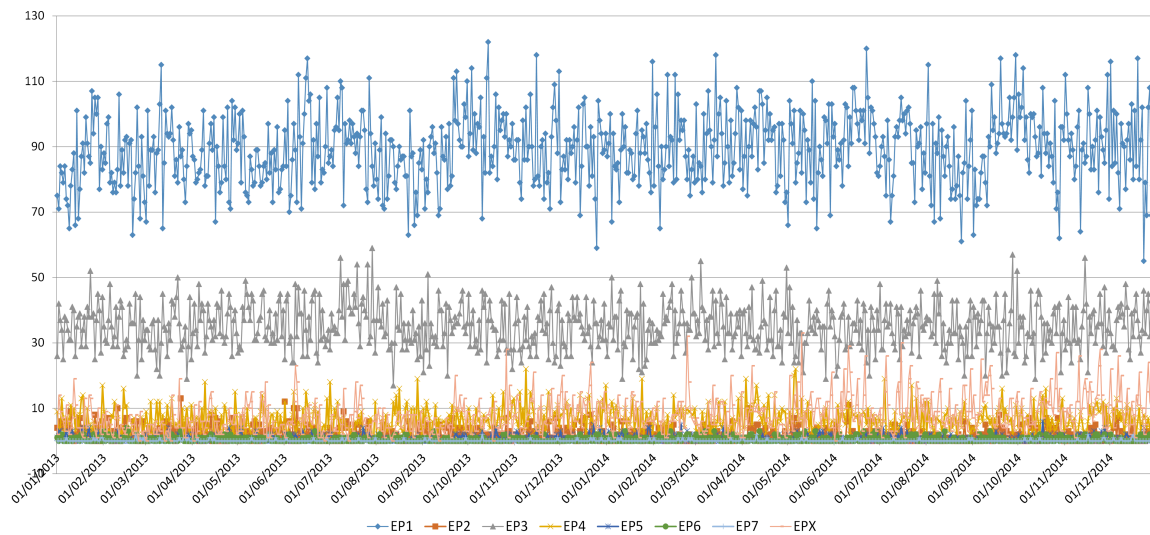


FIGURE 2.10 – Arrivées au services des urgences par catégorie d'EP du 01/01/2013 au 31/12/2014

La figure 2.10 présente les arrivées quotidiennes au SU par catégorie d'EP. Ce graphique indique que le flux du patient est principalement classé comme EP1 ou EP3. Il indique éga-

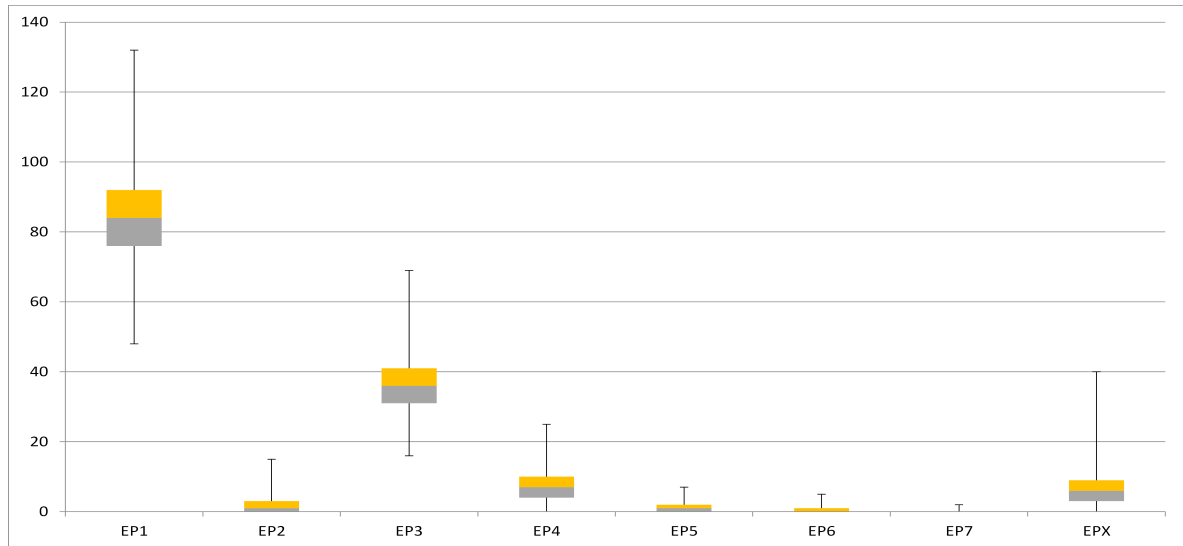


FIGURE 2.11 – Boîte à moustaches des arrivées journalières par catégorie d'EP

lement l'absence d'une tendance sur l'horizon temporel. Les statistiques descriptives fournies dans le tableau 2.8 confirment que EP1 et EP3 représentent 87.30 % du flux total. Le tracé de la boîte à moustaches illustré dans la figure 2.11 indique que les catégories EP1 et EP3 entraînent la plus grande variation du flux dans le SU.

## 2.6 Modèles de prévision de l'afflux des patients

### 2.6.1 Démarche de l'étude

La démarche d'une étude de prévision consiste en plusieurs étapes visant à exploiter un historique d'un phénomène donné pour prédire le futur. Elle est composée de quatre phases principales :

**Collecte** Il existe toujours au moins deux types d'informations requises : (a) données statistiques, et (b) l'expertise accumulée des personnes qui collectent les données et utilisent les prévisions. Souvent, il est difficile d'obtenir suffisamment de données historiques pour pouvoir adapter un bon modèle statistique. Cependant, de temps en temps, les données très anciennes seront moins utiles en raison des changements dans le phénomène étudié.

**Analyse préliminaire (exploratoire)** Commencer toujours par représenter graphiquement les données. Existe-t-il des modèles cohérents? Existe-t-il une tendance significative? La saisonnalité est-elle importante? Existe-t-il des preuves de la présence de cycles économiques? Existe-t-il des valeurs aberrantes dans les données qui doivent être expliquées par ceux qui possèdent des connaissances spécialisées? Quelle est la force entre les variables disponibles pour l'analyse? Divers outils ont été développés pour aider à cette analyse.

**Choisir et ajuster les modèles.** Le meilleur modèle à utiliser dépend de la disponibilité des données historiques, de la force des relations entre la variable de prédiction et des variables explicatives et de la manière dont les prévisions doivent être utilisées. Il est fréquent de comparer deux ou trois modèles potentiels. Chaque modèle est lui-même une construction artificielle basée sur un ensemble d'hypothèses (explicites et implicites) et implique généralement un ou plusieurs paramètres qui doivent être "ajustés" en utilisant les données historiques connues. Nous allons présenter quelques types de modèles les plus utilisés dans la littérature dans la section suivante.

**Utilisation et évaluation d'un modèle de prédiction.** Une fois qu'un modèle a été sélectionné et ses paramètres estimés, le modèle est utilisé pour prévoir le phénomène dans le futur. Les performances du modèle ne peuvent être évaluées correctement qu'après la disponibilité des données pour la période de prédiction. Un certain nombre de méthodes ont été développées pour aider à évaluer l'exactitude des prévisions. Il existe également des problèmes organisationnels dans l'utilisation et l'action sur les prévisions.

## 2.6.2 Types de modèles de prédiction

### Modèles basiques

Certaines méthodes de prédiction sont très simples et efficaces. Voici quelques méthodes que nous présentons comme repères pour d'autres méthodes de prédiction.

**Prédiction par la Moyenne** Ici, les prévisions de toutes les valeurs futures sont égales à la moyenne des données historiques. Soit  $y_1, y_2, \dots, y_t$  les observations historiques du phénomène étudié, la prédiction de la période suivante notée  $P_{t+1}$  est donnée par la formule de la moyenne arithmétique :

$$P_{t+1} = \bar{y} = \frac{\sum_{i=1}^t y_i}{t} \quad (2.1)$$

**Méthode Naïve** Cette méthode n'est appropriée que pour les données de séries temporelles. Toutes les prévisions sont simplement la valeur de la dernière observation. C'est-à-dire que les prévisions de toutes les valeurs futures sont  $y_t$ , où  $y_t$  est la dernière valeur observée. Cette méthode fonctionne remarquablement bien pour de nombreuses séries temporelles économiques et financières.

$$P_{t+1} = y_t \quad (2.2)$$

**Méthode naïve saisonnière** Comme le nom l'indique, cette méthode est utile pour des phénomènes fortement saisonniers. Dans ce cas, nous définissons chaque prédiction comme

égale à la dernière valeur observée par rapport à la même saison de l'année (par exemple, le même mois de l'année précédente). La prévision à la période  $t + h$  est alors définie comme suit :

$$P_{t+h} = y_{t+h-k \times m} \quad (2.3)$$

tel que :

- $m$  : périodicité saisonnière
- $k = \lfloor \frac{h-1}{m} \rfloor + 1$

**Régression simple** Le concept de base de cette méthode est de prédire une variable  $y$  en supposant qu'il y ait une relation linéaire avec une autre variable  $x$ . Le modèle est appelé régression "simple" car nous n'autorisons qu'une seule variable explicative  $x$ . Le cas le plus simple est la régression linéaire. Le phénomène  $y$  peut être écrit et prédit en fonction de la variable  $x$  sous la forme suivante :

$$y_t = a \times x_t + b + \epsilon_t \quad (2.4)$$

tel que :

- $a$  : La pente de la ligne qui traduit la corrélation entre  $y$  et  $x$
- $b$  : L'intercepte
- $\epsilon_t$  : L'erreur du modèle à l'instant  $t$

**Régression multiple** Contrairement à la régression simple, cette méthode cherche à expliquer (prévoir) un phénomène en fonction de plusieurs variables prédictives. On peut citer deux exemples de régression multiple, l'une basée sur les données transversales et l'autre sur les séries temporelles. La forme générale d'une régression multiple est :

$$y_t = \beta_0 + \sum_{i=1}^K \beta_i \times x_{i,t} + \epsilon_t \quad (2.5)$$

tel que :

- $x_{i,t}$  : Variable explicative  $i$  à la période  $t$ , avec  $i \in 1..K$
- $\beta_i$  : Coefficient de la variable explicative  $i$
- $\beta_0$  : L'intercepte
- $\epsilon_t$  : L'erreur du modèle à l'instant  $t$

- Les erreurs ont une moyenne de zéro
- Les erreurs ne sont pas auto-corrélées
- Les erreurs ne sont pas corrélées avec les variables explicatives  $x_i$

Il est également utile que les erreurs soient normalement réparties avec une variance constante afin de produire des intervalles de prédiction, mais cela n'est pas nécessaire pour la prédiction [93].

**Lissage exponentiel simple** La plus simple des méthodes de lissage exponentiel est naturellement appelé «lissage exponentiel simple» (LES). Cette méthode convient aux prévisions des phénomènes sans tendance ni effet saisonnier [93]. Le principe de cette méthode est de prévoir le phénomène en fonction de la moyenne pondérée entre l'observation la plus récente et la prédiction la plus récente. Sa formule est la suivante :

$$P_t = \alpha \times y_{t-1} + (1 - \alpha)P_{t-1} \quad (2.6)$$

qui peut se traduire aussi de la manière suivante :

$$P_t = P_{t-1} + \alpha \times \epsilon_{t-1} \quad (2.7)$$

### Décomposition des séries temporelles

Les phénomènes modélisés comme une série temporelle peuvent présenter des comportements divisibles en plusieurs composantes, chacune représentant l'une des catégories d'un sous-phénomène lié. Nous allons présenter certains modèles et méthodes communes pour extraire les composants associés d'une série temporelle, souvent, cela est fait pour mieux comprendre le phénomène, mais il peut également être utilisé pour améliorer les prévisions.

"Seasonal and Trend decomposition using Loess" (STL) [94] est une méthode très polyvalente et robuste pour la décomposition des séries chronologiques, tandis que Loess est une méthode d'estimation des relations non linéaires. La méthode STL a été développée par Cleveland en 1990 [94], son principe consiste à décomposer la série de la forme suivante :

$$y_t = F(T_t, S_t, C_t, \epsilon_t) \quad (2.8)$$

tel que :

- $T_t$  : Composante tendancielle
- $S_t$  : Composante Saisonnière

- $T_t$  : Composante Conjoncturelle
- $\epsilon_t$  : L'erreur du modèle

On distingue deux types de modèle de décomposition : modèle additif et modèle multiplicatif (Yalaoui et al [95]) dont les équations sont données par les formules 2.9 et 2.10 respectivement.

$$y_t = T_t + S_t + C_t + \epsilon_t \quad (2.9)$$

$$y_t = T_t \times S_t \times C_t \times \epsilon_t \quad (2.10)$$

### Modèles ARIMA

Les modèles ARIMA (Auto regressive Integrated Moving Average) offrent une autre approche de la prévision des séries temporelles. Ils sont considérés, à coté de la méthode du lissage exponentiel, comme les plus utilisés pour la prévision des séries temporelles et fournissent des approches complémentaires à la démarche de prévision. Alors que les modèles de lissage exponentiel sont basés sur une description de la tendance et de la saisonnalité dans les données, les modèles ARIMA visent à décrire les auto-corrélations dans les données.

ARIMA est, en sorte, une combinaison entre deux modèles : auto-régression qui exploite la régression de la variable contre elle-même jusqu'à un certain ordre noté  $p$  (formule 2.11) et la moyenne mobile qui, plutôt que d'utiliser les valeurs historiques du phénomène, utilise les erreurs de prévision passées, jusqu'à un certain ordre noté  $q$ , dans un modèle de type régression (formule 2.12).

$$y_t = c + \epsilon_t + \sum_{i=1}^p \phi_i y_{t-i} \quad (2.11)$$

$$y_t = c + \epsilon_t + \sum_{j=1}^q \theta_j \epsilon_{t-j} \quad (2.12)$$

La formule finale du modèle ARIMA est une combinaison des deux modèles présentés ci-dessus, elle est sous la forme suivante :

$$y_t = \sum_{i=1}^p \phi_i y_{t-i} + \sum_{j=1}^q \theta_j \epsilon_{t-j} + \epsilon_t + c \quad (2.13)$$

### Horizon des prévisions

Un horizon de prévision fait référence à la fourchette de la période à prédire dans le futur ce qui pourrait être à court, moyen ou long terme. Il n'y a pas de limites clairement définies



aux horizons des prévisions dans le domaine hospitalier dans la littérature. Toutefois, en empruntant les classifications communes d'autres disciplines telles que les prévisions financières, commerciales ou économétriques, un horizon de prévision à court terme se rapporte à une période d'un jour à un quart d'année. Un horizon de prévision à moyen terme se rapporte d'un quart d'année à une année, et les prévisions à long terme se réfèrent à une année à cinq ans ou plus. Cependant, ces horizons ne sont pas adaptés à toutes les situations, mais peuvent plutôt être définis par rapport à l'indicateur qualitatif prévisionnel. Dans notre cas, nous avons développé deux modèles de prévision : long terme pour prévoir l'activité annuelle du SU et court terme pour améliorer la prévision à un jour près en intégrant les observations récentes.

Modèle de prévision à long terme : Ce type de modèle est utilisé pour prédire un phénomène sur un horizon à long terme. Ils sont très utiles du point de vue stratégique car ils fournissent aux décideurs un aperçu global de l'activité attendue sur un long horizon, ce qui leur permet d'ajuster leurs plans stratégiques en conséquence. Ce type de modèle est généralement construit en utilisant uniquement des données exogènes (e.g : indice de temps, jour de semaine, événements spéciaux ...), c'est-à-dire : exprimer le phénomène (par exemple : demande, météo ...) en fonction des données exogènes seulement.

Modèle de prévision à court terme : Ce type de modèle est utilisé pour prédire un phénomène dans un proche avenir. Ils sont souvent utilisés dans la prise de décision tactique car ils peuvent être plus performants que les modèles de prévision à long terme. Ces types de modèles sont généralement construits en utilisant des observations historiques récentes du phénomène lui-même et des erreurs faites par les modèles de prévision. C'est généralement le but des modèles tel que ARIMA (Auto-Regressive Integrated Moving Average).

Dans le domaine hospitalier, les phénomènes de demande sur un service de santé sont souvent influencés par certaines fluctuations périodiques. La saisonnalité est également un phénomène cyclique mais qui est lié à des événements annuels et est décrite comme la position prévisible et répétitive autour de la ligne de tendance. Une différence majeure entre les modèles cycliques et saisonniers est que le premier varie en longueur et en grandeur par rapport au dernier. Chatfield [96] décrit comment la saisonnalité et la cyclicité peuvent être estimées soit sous forme additive ou bien multiplicative.

### 2.6.3 Sélection des classes à prédire

La méthode ABC (également connue sous le nom de Pareto) classe les éléments en fonction de leur importance pour une étude. Elle consiste à différencier les éléments en trois classes (A, B ou C) selon un critère. Le choix de ce critère détermine l'importance de chaque élément pour l'étude. En règle générale, les classes correspondent aux pourcentages suivants :

- Classe A : Élément en petit pourcentage de la population (10-20%) représentant une grande valeur du critère (70-80%).
- Classe B : Élément en pourcentage moyen de la population (20-40%) représentant une valeur moyenne du critère (15-28%).
- Classe C : Élément dans un grand pourcentage de la population (40-60%) représentant une petite valeur du critère (2-5%).

Afin de déterminer le pourcentage de chaque classe de la classification ABC, nous calculons le taux de discrimination noté  $DT$ . Le pourcentage des classes A, B et C est ensuite déduit en fonction de sa valeur.

Dans cette étude, le critère utilisé pour classer les catégories EP est l'occurrence de chaque catégorie. Cette décision a été prise en fonction du fait qu'il est plus important de concentrer notre attention sur les catégories de patients qui ont plus fréquenté au SU. Le tableau 2.9 représente le résultat de la classification ABC des catégories EP. Le pourcentage de chaque classe a été déduit du  $DT$  calculé comme indiqué dans la figure 2.12. Dans ce cas, le  $DT$  est égal à 78,97% ce qui signifie que le pourcentage de chaque classe est : 20 % pour la classe A et B et 60 % pour la classe C.

TABLE 2.9 – Analyse ABC de la classe EP

EP	Occurrence	Fréquence(%)	Fréquence cumulée(%)	Classe ABC
1	157488	61.25	61.25	A
3	66775	25.97	87.22	A
4	13652	5.31	92.53	B
X	12884	5.01	97.54	B
2	3429	1.33	98.88	C
5	1800	0.70	99.58	C
6	894	0.35	99.93	C
7	190	0.07	100.00	C

La classification ABC indique que les catégories EP1 et EP3 sont celles qui ont le plus d'impact sur le flux de patients su SU. Ceci est déduit du tableau 2.9 qui indique que ces derniers appartiennent à la classe A de la classification ABC. Nos modèles de prévision seront ensuite appliqués à ces deux catégories parallèlement à la circulation totale des patients. Nous avons également considéré la somme des catégories EP1 et EP3 car elles sont constituées de 87,22% du flux total.

#### 2.6.4 Modèle de prévision à long terme adapté

Les modèles de prévisions à long terme ont été développés pour donner aux décideurs une vision globale sur le flux de patient pour un an. Dans le domaine hospitalier, les phénomènes de

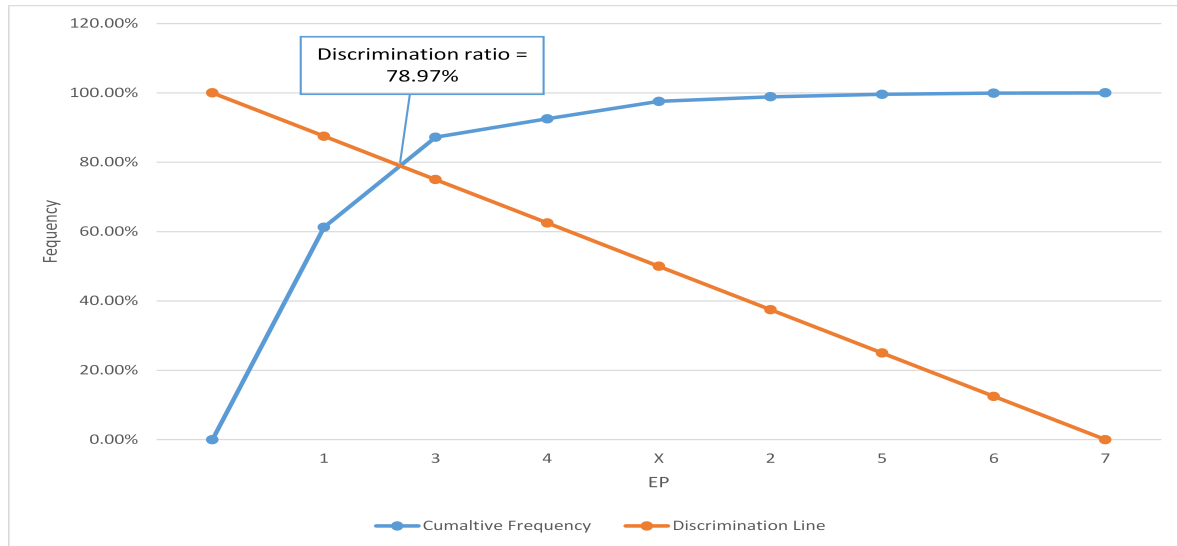


FIGURE 2.12 – Courbe d'analyse ABC pour la catégorie EP

demande sur un service de santé sont souvent influencés par certaines fluctuations périodiques (à long terme / à court terme) associées à d'autres caractéristiques, elles sont décrites comme cycliques. La saisonnalité est également un phénomène cyclique, mais est liée à des événements annuels et est décrite comme la position prévisible et répétitive des points de données autour de la ligne de tendance au cours d'une année. Une différence majeure entre les modèles cycliques et saisonniers est que le premier varie en longueur et en grandeur par rapport à ce dernier. Chatfield [96] décrit comment la saisonnalité et la cyclicité peuvent être estimées soit sous forme additive, soit multiplicative [96].

L'objectif principal des modèles de prévision à long terme est de prédire un phénomène donné sur un horizon à long terme (n périodes dans le futur), cela se fait habituellement avec la méthode de décomposition des séries temporelles présenté auparavant (équation 2.8). Les principaux composants auxquels on s'intéresse sont :

- Tendance : La tendance décrit l'évolution du phénomène au fil du temps (stable, en augmentation ou en baisse).
- Conjoncture : La composante conjoncturelle décrit l'effet des événements spéciaux sur l'évolution du phénomène, par exemple : l'effet des périodes épidémiques sur les arrivées quotidiennes des patients au SU.
- Saisonnalité : Représente les fluctuations avec une périodicité constante (semaine, mois, quart d'année ...)
- Résidu : Représente la composante aléatoire du phénomène qui ne peut être décrite par aucun des composants ci-dessus.

Soit la série temporelle notée  $y_t$  qui représente le nombre de patients quotidien dans le SU pour une catégorie donnée (EP1, EP3 ou le Total). L'élaboration d'un modèle à décomposition de série temporelle consiste à exprimer  $y_t$  en fonction des différents composants présentés ci-dessus (équation 2.8).

Choisir le modèle adéquat parmi les deux présentés ci-dessus (additif 2.9 ou multiplicatif 2.10) pour s'adapter à un phénomène dépend de sa nature. Les modèles additifs sont adaptés aux phénomènes avec une amplitude saisonnière constante au fil du temps tandis que les multiplicatifs sont adaptés aux phénomènes qui présentent un effet d'amplitude saisonnier variable (amplifié ou diminué chaque saison) [95, 97]. Comme nous pouvons le constater sur la figure 2.10, le flux des patients quotidien dans le SU ne présente pas une saisonnalité amplifiée ou diminuée au fil du temps (la parcelle est aplatie). En conséquence, le modèle le plus adapté à notre cas est le modèle additif.

### Estimation de la composante tendancielle

La composante tendancielle décrit l'évolution du phénomène au fil du temps, cette évolution pourrait être représentée comme une dépendance linéaire entre l'observation et l'indice du temps  $t$  [95] par la formule suivante :

$$T_t = a \times t + b \quad (2.14)$$

Les paramètres optimaux de cette équation noté  $\hat{a}$  et  $\hat{b}$  qui minimisent l'erreur moyenne carrée entre l'observation  $y_t$  et la composante tendancielle  $T_t$  sont calculés par la méthode des moindres carrés [95]. Leurs formules sont les suivantes :

$$\hat{a} = \frac{cov(t, y_t)}{var(t)} \quad (2.15)$$

$$\hat{b} = moyenne(y_t) - \hat{a} \times moyenne(t) \quad (2.16)$$

### Estimation de la composante saisonnière

La première étape pour estimer la composante saisonnière du modèle additif est d'identifier, avec une analyse graphique, la périodicité du phénomène. Soit  $m$  le nombre d'observations en saison et  $N$  le nombre total de saisons. Les coefficients saisonniers, notés  $S_t$  sont calculés pour chaque période de la saison par l'équation 2.18.

$$S_t = y_t - T_t \quad (2.17)$$

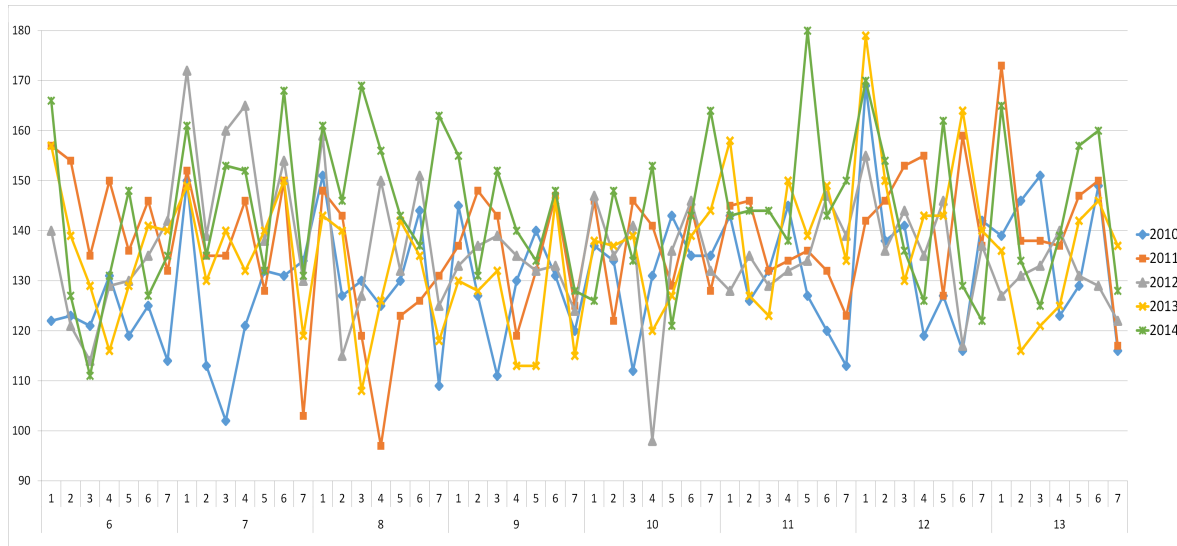


FIGURE 2.13 – Superposition du flux quotidien des patients de la semaine 45 à 48

$$\bar{S}_t = \frac{\sum_{i=0}^{N-1} S_{t+i \times n}}{N} \quad (2.18)$$

Dans notre étude de cas, nous avons observé un type spécifique de saisonnalité qui suit les jours de la semaine et la semaine de l'année. La saisonnalité relative à la semaine de l'année est due à l'effectif des habitants dans la commune de Troyes à cause des événements récurrents dans l'année comme les jours fériés, les périodes scolaires, les épidémies (habituellement durant les semaines 5, 6 et 7). La saisonnalité relative au jour de la semaine est due au comportement humain qui favorise la visite du service des urgences au début la semaine. La figure 2.13 présente une superposition du flux quotidien total au SU à la semaine et au jour de la semaine.

### 2.6.5 Modèle de prévision à court terme

Dans cette section, nous présentons les modèles utilisés pour générer les modèles de prévision à court terme. Nous avons utilisé les modèles de moyenne mobile auto-régressive (ARMA), ils sont très efficaces pour explorer les observations historiques récentes d'un phénomène afin de prévoir son comportement dans le futur proche. La partie auto-régressive (AR) de ce dernier décrit la dépendance d'une observation sur les mesures précédentes jusqu'à un décalage de temps noté habituellement  $p$ , alors que la partie de la moyenne mobile (MA) décrit l'impact des erreurs précédentes jusqu'à un décalage défini de temps habituellement noté  $q$ , la formulation générale d'un modèle ARMA est donnée par l'équation 2.13 (voir [93] pour plus de détails sur les modèles ARMA/ARIMA).

Dans notre étude de cas, le composant sur lequel nous adaptons un modèle ARMA est le composant résiduel du modèle à long terme (équation 2.9), de ce dernier on définit la variable

aléatoire  $R(t)$  :

$$R(t) = Y^*(t) - T(t) - \bar{S}(t) \quad (2.19)$$

La première étape pour développer un modèle ARMA est d'identifier le retard de dépendance du phénomène avec les observations précédentes, c'est-à-dire l'identification des paramètres  $(p, q)$  du modèle. L'ordre du paramètre d'auto-corrélation  $p$  correspond au nombre de pics significatifs dans la fonction d'auto-corrélation partielle (PACF) des données. La fonction d'auto-corrélation (ACF) donne l'ordre du paramètre moyen mobile  $q$  du modèle (voir [93] pour plus de détails sur les modèles ARMA).

La deuxième étape après l'identification des paramètres  $(p, q)$  est d'estimer les paramètres  $a_i$  et  $b_j$  de manière à ce que les résidus des modèles ARMA suivent une distribution donnée. En général, les résidus sont supposés suivre une loi normale avec une moyenne de zéro et un écart type qui doit être minimisé. La méthode du maximum de vraisemblance est la plus utilisée dans la littérature pour l'estimation de ces paramètres, elle vise à maximiser la ressemblance statistique des erreurs avec une distribution donnée. Dans le cas de la distribution normale, cela revient à minimiser la somme des erreurs carrées du modèle ARMA [93].

Les résidus du modèle à long terme ( $R(t)$ ) sont alors modélisés et peuvent être prédits par un processus ARMA comme suit :

$$R^*(t) = \sum_{i=1}^p a_i R_{t-i} + \sum_{j=1}^q b_j \varepsilon_{t-j} + \varepsilon_t \quad (2.20)$$

La prévision à court terme du phénomène est alors donnée par l'équation suivante :

$$Y^{**}(t) = T(t) + \bar{S}(t) + \sum_{i=1}^p a_i R_{t-i} + \sum_{j=1}^q b_j \varepsilon_{t-j} + \varepsilon_t \quad (2.21)$$

## 2.7 Tests et mise en place des modèles

### 2.7.1 Test de performance des modèles

Dans cette section, nous présentons les résultats des tests des modèles de prévision construits en utilisant les données d'arrivées de janvier 2010 à décembre 2013 que nous testons en utilisant les données de l'année 2014. Nous discutons les performances des modèles de prévision à long et à court terme et de l'analyse des résidus. La performance des modèles est évaluée à partir

du critère du pourcentage moyenne relative (RMAP) donnée par l'équation 2.25. Les auteurs ont préféré présenter la performance des modèles par le dernier critère car il donne une interprétation simple et intuitive de la performance des modèles. Les modèles ont également été évalués selon le critère AIC (Akaike information criterion [93, 98]) dans le processus d'estimation des paramètres des modèles. Une analyse résiduelle est également effectuée afin de tester l'hypothèse nulle de la distribution du bruit blanc. Enfin, nous testons la présence de la corrélation entre les résidus et les cas épidémiques dans la région Champagne-Ardenne. Si la corrélation est insignifiante ( $<0.1$ ), cela signifie que le modèle de prédiction est robuste pour les périodes épidémiques.

$$\varepsilon_t = Y_t - P_t \quad (2.22)$$

$$MAE = \text{mean}|\varepsilon_t| \quad (2.23)$$

$$RMAE = \frac{MAE}{\text{mean}(Y_t)} \quad (2.24)$$

$$RMAP = 1 - RMAE \quad (2.25)$$

$Y_t$  : Observation des arrivées quotidiennes du jour  $t$ .

$P_t$  : Prédiction des arrivées quotidiennes du jour  $t$ .

$\varepsilon_t$  : L'erreur de prédiction au jour  $t$ .

$MAE$  : Moyenne absolue des erreurs.

$RMAE$  : Moyenne relative des erreurs.

$RMAP$  : Performance moyenne relative.

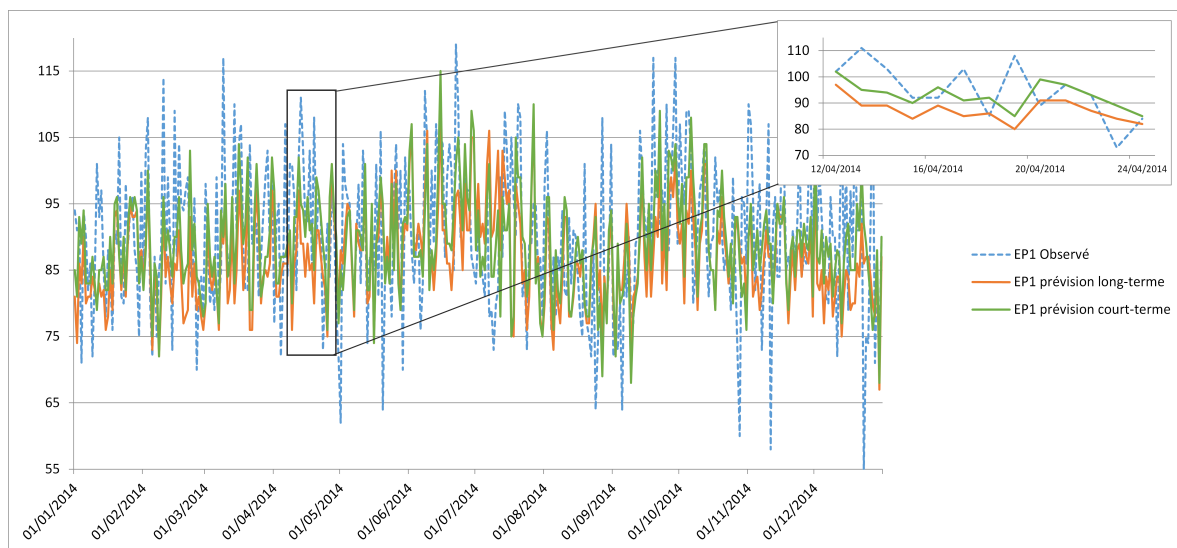


FIGURE 2.14 – Prédiction de la classe EP1 du 01/01/2014 au 31/12/2014.

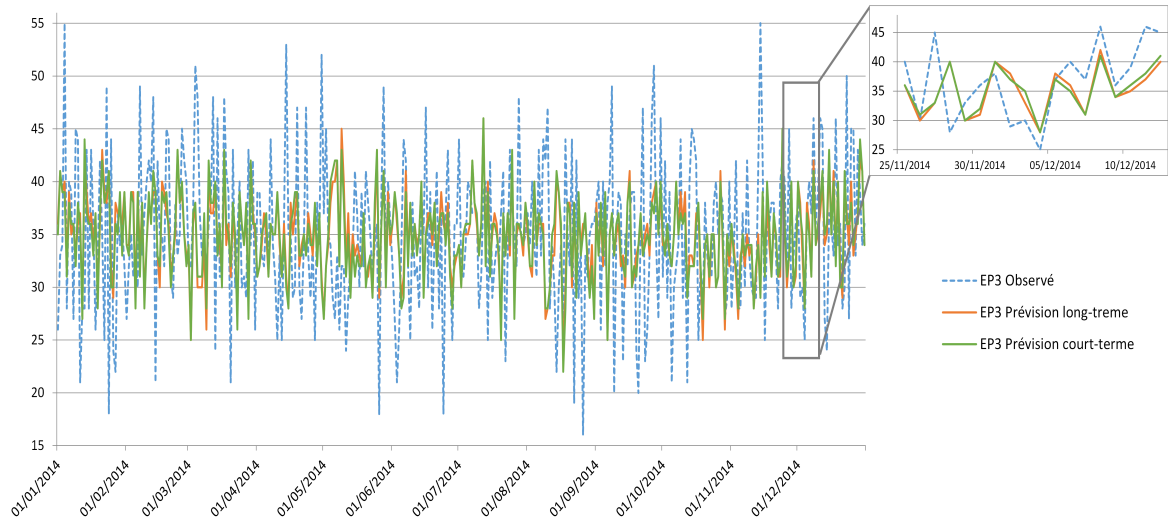


FIGURE 2.15 – Prédiction de la classe EP3 du 01/01/2014 au 31/12/2014.

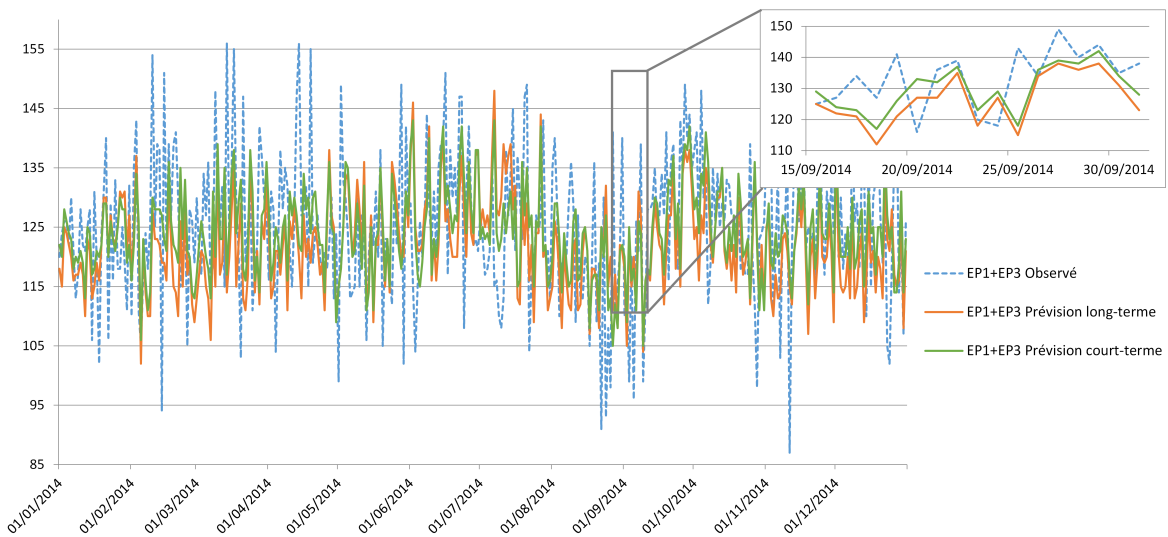


FIGURE 2.16 – Prédiction de la classe EP1+EP3 du 01/01/2014 au 31/12/2014.

Les résultats des modèles de prévision à long et à court terme des classes EP1, EP3, EP1 + EP3 et le flux Total des patients construit selon les données de l'année 2010 à 2013 et testé en 2014. Ces derniers sont représentés dans la figures 2.14, 2.15, 2.16 et 2.17 respectivement. À partir de ces figures, nous pouvons constater que le modèle de prévision à long terme suit la tendance générale de l'observation pour chaque catégorie. Le modèle à court terme utilise l'information récente de l'observation pour améliorer les prévisions à long terme : nous remarquons que les modèles à court terme ont tendance à ajuster les prévisions dans le cas d'un pic de forte ou faible affluence (voir figures 2.14, 2.15, 2.16 et 2.17).



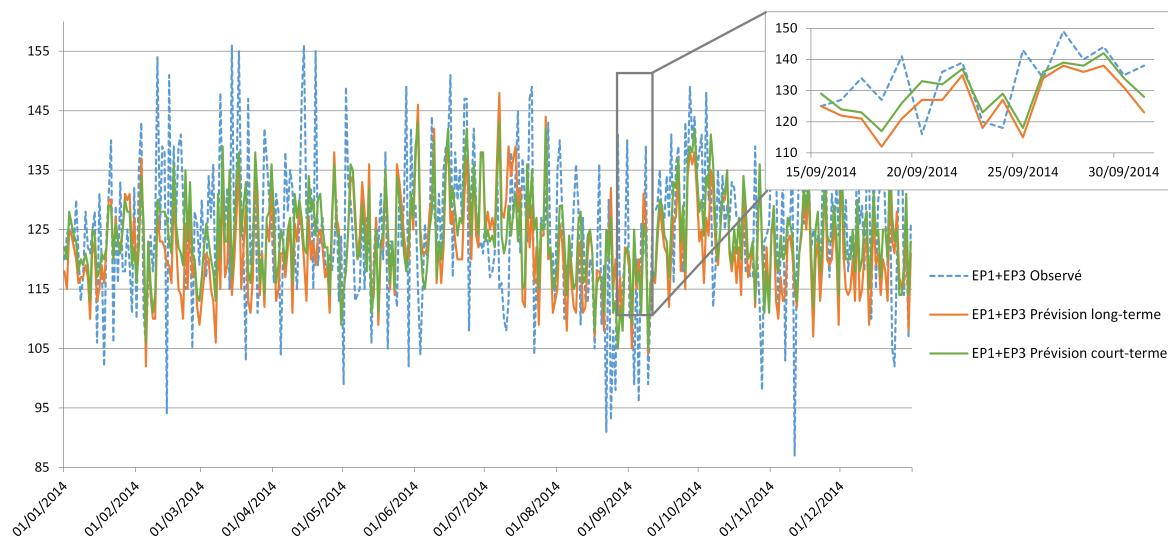


FIGURE 2.17 – Prédiction du flux total du 01/01/2014 au 31/12/2014.

Le tableau 2.10 donne la performance des modèles de prédiction à long et à court terme de chaque catégorie. Nous constatons que les performances des modèles à court terme sont légèrement supérieures à celles à long terme, cela va aider les décideurs à anticiper en cas de situations de forte affluence. Nous notons également que les performances des modèles diminuent de EP1 + EP3 à la catégorie Total, ce qui signifie que les catégories EP1 et EP3 sont le flux principal du patient au niveau de l'ED et le reste (EP2, EP4, EP5, EP6, EP7 et EPX ) sont plus susceptibles d'être des phénomènes aléatoires.

TABLE 2.10 – Performances des modèles

	RMAP	
	Long terme	Court terme
EP1	89.51%	90.20%
EP3	80.60%	81.29%
EP1+EP3	91.63%	92.29%
Total	91.08%	91.84%

### 2.7.2 Analyse des résidus

Afin d'évaluer la qualité d'un modèle de prédiction, les résidus de ce dernier devraient être testés pour une hypothèse nulle de bruit blanc. Un bruit blanc est un ensemble de valeurs observées de variables aléatoires indépendantes et identiquement distribuées qui suit la distribution Normale une moyenne nulle et une variance finie [37]. Elle indique que la série ne contient aucune information auto-corrélée qui peut être utilisée pour prédire les valeurs futurs.

La première étape consistant à tester l'hypothèse du bruit blanc des résidus est de vérifier la normalité des données. Cela pourrait être fait par un test statique de  $\tilde{\chi}^2$  [93] ou par des outils visuels comme le P-P et les histogrammes. La figure 2.18 présente les diagrammes P-P et histogrammes des résidus des modèles de prévision EP1, EP1 + EP3 et le flux total. D'un côté, les chiffres montrent un ajustement parfait de la distribution gaussienne pour les résidus de la prévision de flux total. De l'autre côté, on constate que les résidus des prévisions EP1 sont moins ajustés avec la distribution gaussienne, ce qui signifie que le modèle de prévision de cette catégorie peut être amélioré en incluant des données externes au modèle. La deuxième étape pour tester l'hypothèse nulle sur le bruit blanc est de vérifier le nombre de décalages des limites de distribution normales dans le diagramme ACF (fonction de corrélation automatique) de l'échantillon résiduel.

Un test plus pointu pour l'hypothèse nulle du bruit blanc est le test de Ljung-Box consistant à tester la convergence d'une statistique donnée à la distribution  $\tilde{\chi}^2$  (voir [93]). Les valeurs  $p$  de ce test sont de 0,86, 0,91 et 0,97 pour les résidus des modèles de prévision à court terme des EP1, EP1 + EP3 et du flux total respectivement. Ceci indique que les résidus de tous les modèles peuvent être considérés comme des bruits blancs.

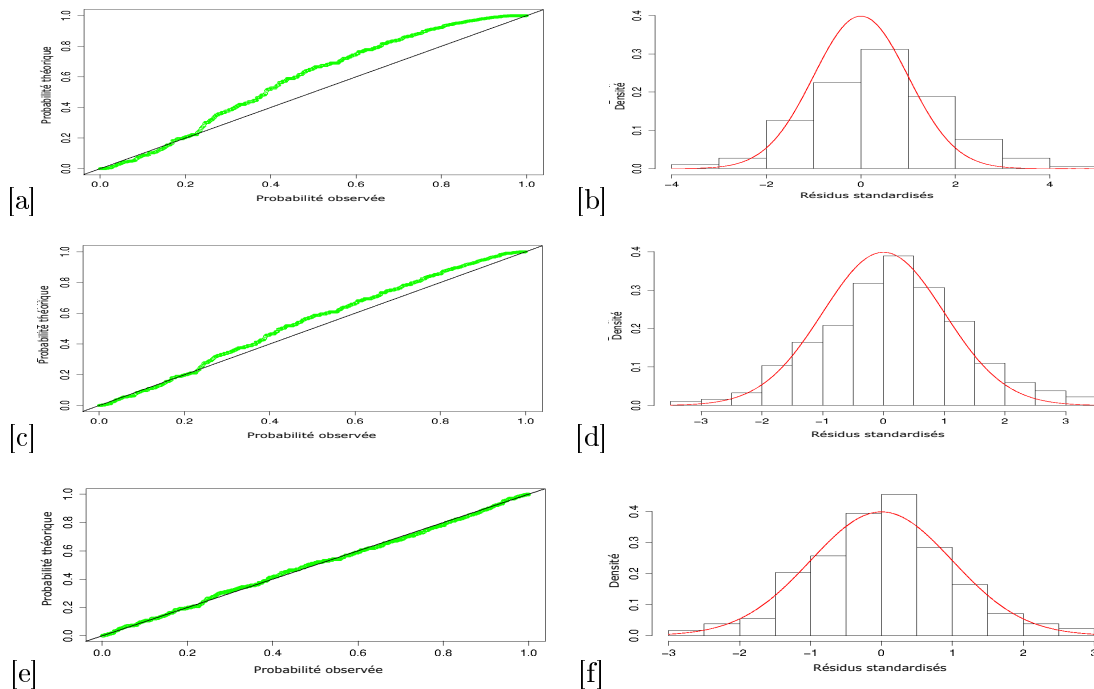


FIGURE 2.18 – Test de normalité pour les résidus des modèles des flux d'EP1, EP1+EP3 et Total : Graphiques P-P (a,c,e) Histogrammes (b,d,f).

TABLE 2.11 – Matrice de corrélation des résidus×grippe×diarrhée-aiguë

	Résidus	Grippe	Diarrhée-aiguë
Résidus	1	0.055	0.050
Grippe	0.055	1	0.298
Diarrhée-aiguë	0.050	0.298	1

### 2.7.3 Analyse de la robustesse : périodes d'épidémies

Dans cette section, nous présentons un test de corrélation entre les résidus du modèle de prévision à long terme de la catégorie EP1 + EP3 et les cas épidémiques en Champagne-Ardenne. Les données épidémiques utilisées dans cette étude ont été récupérées à partir de la plate-forme web Sentinelles : une organisation française qui surveille les cas épidémiques dans le pays (source : réseau Sentinelles, INSERM / UPMC). Nous avons recueilli des données épidémiques sur les cas de grippe et de diarrhée aiguë du 01/01/2010 au 31/12/2014. Afin de tracer ces derniers avec les résidus du modèle de prévision, nous avons dû normaliser ces variables car elles ont un ordre de grandeur différent. L'équation 2.26 montre comment obtenir la variable normalisé  $Z$  d'une variable  $X$ .

$$Z = \frac{X - \mu}{\sigma} \quad (2.26)$$

tel que :

$\mu$  : La moyenne de  $X$ .

$\sigma$  : l'écart type  $X$ .

La figure 2.19 présente un graphique linéaire des résidus normalisés du modèle de prévision à long terme de la catégorie EP1 + EP3 le long des cas d'épidémie standardisés de la grippe et de la diarrhée aiguë. Il montre qu'il n'y a pas de corrélation visuelle entre ce dernier ce qui signifie que les cas épidémiques n'affectent pas la qualité de la prévision. En outre, la table 2.11 indique une très faible corrélation entre les résidus et les cas épidémiques. Nous pouvons conclure que le modèle de prévision est robuste pour les cas épidémiques.

## 2.8 Conclusion

Dans ce chapitre nous avons étudié les arrivées quotidiennes au service des urgences dans le centre hospitalier de la ville de Troyes. Nous avons introduit une nouvelle classification pratique des patients qui regroupe des catégories de patients ayant un comportement similaire ou nécessite la même quantité de ressources dans le service des urgences (SU). En utilisant l'analyse des séries chronologiques, nous avons développé des modèles de prévision pour ces

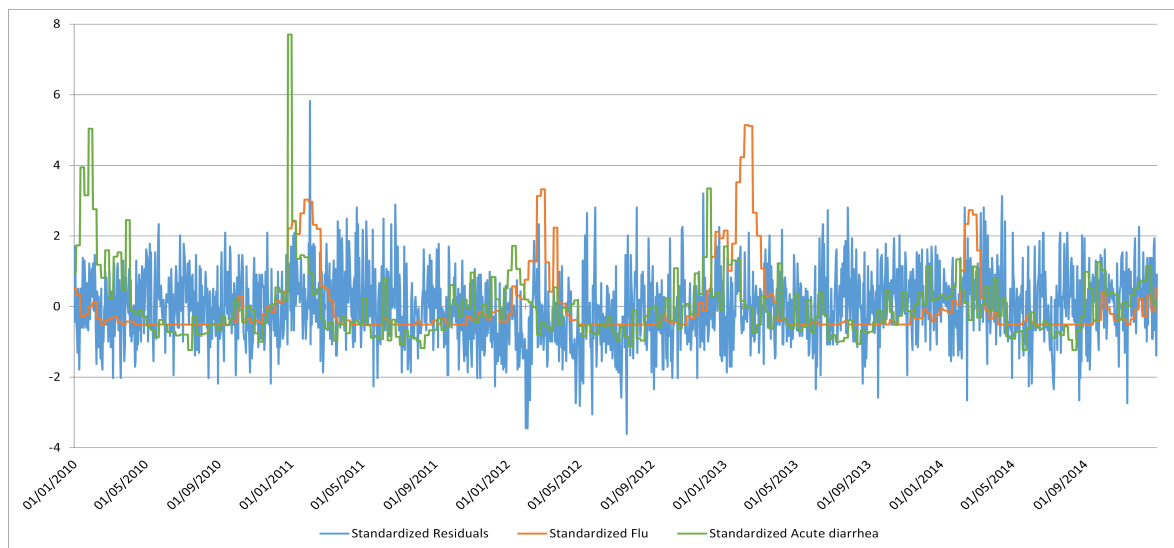


FIGURE 2.19 – Graphique des résidus, grippe et diarrhée-aiguë standardisé du 01/01/2010 au 31/12/2014.

catégories nouvellement introduites pour aider le personnel du SU à planifier ses activités à long terme et à court terme.

La nouvelle classification des patients au SU a été introduite sur la base de tests statistiques et de l'expérience du personnel de l'ED, elle vise à regrouper les patients ayant des comportements similaires dans de nouvelles catégories (autres que ceux utilisés par tous les ED de France : CCMU et GEMSA). La classification résultante intitulée EP (état patient) a réduit le nombre de catégories de patients de l'ED de 58 à 8 états possibles. Cette classification aidera le personnel du SU à mieux analyser le flux de ses patients.

Sur la base des données analysées de janvier 2010 à décembre 2013, nous avons développé des modèles de prévision à long terme et à court terme pour les catégories d'EP les plus importantes. Le test des modèles résultants sur les données de janvier 2014 à décembre 2014 a montré des performances très bonnes. Plus tard, nous avons testé la corrélation entre les résidus à partir des modèles de prévision et des cas de données épidémiques afin d'accéder à la robustesse des modèles aux périodes épidémiques. Nous avons découvert que la corrélation entre ces derniers est insignifiante, démontrant que les modèles sont robustes aux périodes d'épidémies. Les modèles de prévision que nous avons développés pour notre étude de cas peuvent être étendus et utilisés dans des ED semblables, car ils se sont révélés adaptables à toutes les catégories de flux de patients. Ces derniers sont maintenant utilisés dans le centre hospitalier de Troyes pour prédire les arrivées quotidiennes des patients au SU.

Nous avons également étudié la possibilité d'utiliser des données externes comme données de calendrier (jours fériés, événements spéciaux . . . ) et des mesures météorologiques comme une étude similaire a recommandée [76] pour améliorer la qualité des prévisions, les résultats étaient prometteurs avec certaines catégories de patients.

# Liste des publications

- [1] M. Afilal, F. Yalaoui, F. Dugardin, L. Amodeo, D. Laplanche, and P. Blua, “Forecasting the Emergency Department Patients Flow,” *Journal of Medical Systems*, vol. 40, no. 7, p. 175, Jun. 2016. [Online]. Available : <http://link.springer.com/article/10.1007/s10916-016-0527-0>
  
- [2] M. Afilal, F. Yalaoui, F. Dugardin, L. Amodeo, D. Laplanche, and S. Sanchez, “Modèles de prévision robuste de l’afflux des patients des urgences,” *Revue d’Épidémiologie et de Santé Publique*, vol. 65, no. Supplement 1, pp. S9–S10, Mar. 2017. [Online]. Available : <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0398762017300196>
  
- [3] M. Afilal, F. Yalaoui, F. Dugardin, L. Amodeo, D. Laplanche, and P. Blua, “Emergency department flow : A new practical patients classification and forecasting daily attendance,” *IFAC-PapersOnLine*, vol. 49, no. 12, pp. 721–726, 2016.



## Chapitre 3

# Application au sein des urgences du CHT : OptaUrgences®

### 3.1 Introduction

Le rôle de cette application est de fournir un outil de pilotage approprié pour le service des urgences de l'hôpital de Troyes (CHT). En effet le service des urgences est, dans la plupart des cas, la porte d'entrée des patients dans l'hôpital. Cette position d'interface entre l'hôpital et la société civile n'est pas sans poser de nombreux problèmes pour le pilotage correct de l'activité du service : à la fois pour des raisons de prévisions de l'afflux de patients mais aussi d'évaluation des durées de traitement des patients.

L'objectif principal de l'application est de prévoir le flux des différentes catégories de patients et de le présenter sur une interface ergonomique dédiée aux personnels du service des urgences en particulier, mais également aux responsables des autres services. Dans ce cadre, la première mission était de développer un cahier des charges qui permet de définir les différents besoins fonctionnels et non-fonctionnels ainsi que les fonctions d'entrée/sortie et le lien avec d'autres systèmes d'informations.

### 3.2 Cahier des charges

#### 3.2.1 Besoins fonctionnels

Les besoins fonctionnels représentent les principales fonctions que l'application doit fournir afin de remplir son rôle. Les besoins fonctionnels de notre application sont :

- Identification des utilisateurs ayant la permission d'accéder à l'application.
- Affichage d'un tableau de bord des prévisions du flux : Total/ Hospitalisé / Non hospitalisé des patients du jour en cours et celui d'après.



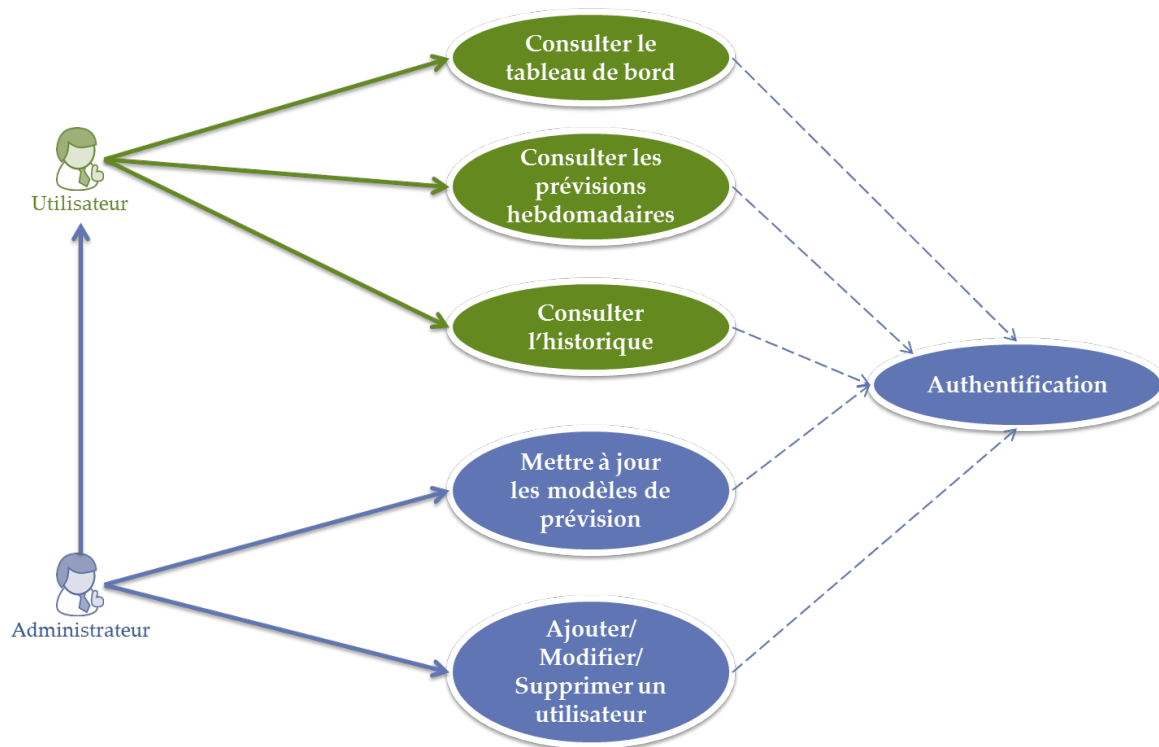


FIGURE 3.1 – Diagramme cas d'utilisation de l'application

- Affichage des prévisions du flux hebdomadaire (Total/ Hospitalisé / Non hospitalisé) des patients de la semaine en cours, sous forme d'un tableau et sous forme d'un graphique.
- Affichage des prévisions des flux mensuels pour le mois de l'année en cours.
- L'impression des fiches de prévisions (journalière, hebdomadaire).
- Connexion avec la base de données interne du service pour récupérer les données récentes afin d'améliorer la prévision à court terme.
- Mise à jour (annuelle et quotidienne) des modèles de prévisions.

L'application doit aussi distinguer entre deux types d'utilisateur : Utilisateur et Administrateur afin de limiter les fonctions de modification des utilisateurs et la mise à jour des modèles de prévisions au personnel administratif du système. La figure 3.1 présente le diagramme de cas d'utilisation pour l'application.

### 3.2.2 Fonctions principales

#### Afficher un tableau de bord

Cette fonction doit permettre un aperçu rapide et général sur les prévisions de l'afflux des patients. Le tableau de bord doit englober dans une seule interface : la prévision du jour actuel et du jour suivant et le flux observé durant le jour précédent. Ceci va permettre au service

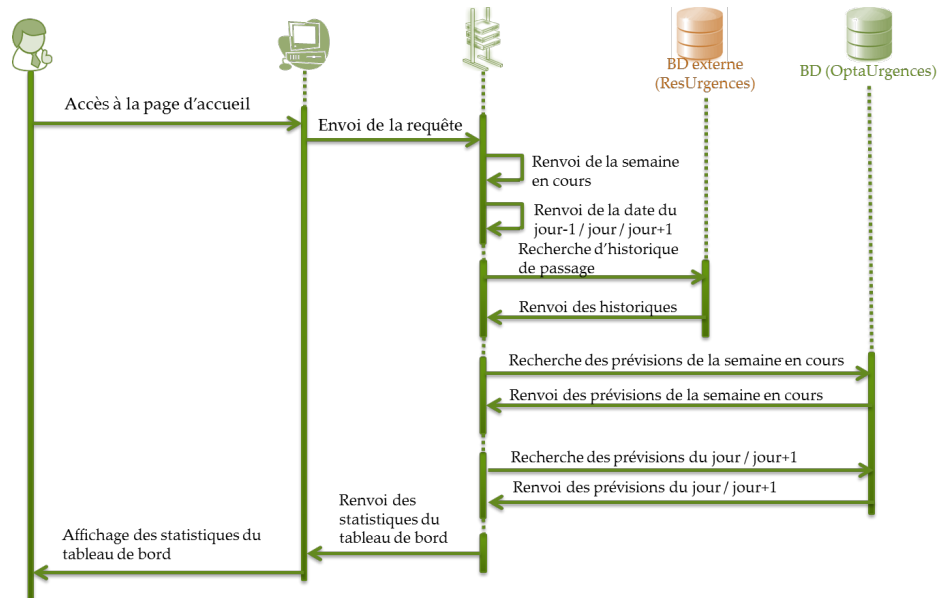


FIGURE 3.2 – Diagramme de consultation du tableau de bord

des urgences d'avoir une idée sur le flux attendu et l'activité récente du service. Le tableau de bord doit également afficher une prévision du flux total des patients pour la semaine en cours pour avoir une idée sur l'évolution hebdomadaire de l'afflux des patients. La figure 3.2 présente le diagramme fonctionnel de cette fonction.

### Afficher les prévisions d'un jour donné

Cette fonction doit permettre l'affichage des prévisions détaillées des différentes catégories de patients pour un jour donné, à savoir : la valeur prévue, la borne inférieure et la borne supérieure de la prévision.

### Afficher les prévisions d'une semaine

Cette fonction doit permettre l'affichage des prévisions détaillées des différentes catégories de patients pour une semaine donnée, à savoir : la valeur prévue, la borne inférieure et la borne supérieure de la prévision pour tous les jours de la semaine. La figure 3.3 présente le diagramme fonctionnel de cette fonction.

### Consulter l'historique

Cette fonction doit permettre la visualisation de l'historique des observations réelles et des prévisions pour les différentes catégories de patients. Cela va permettre au décideur de suivre la performance des modèles et d'évaluer leur robustesse durant les périodes de forte fluctuation. La figure 3.4 présente le diagramme fonctionnel de cette fonction.

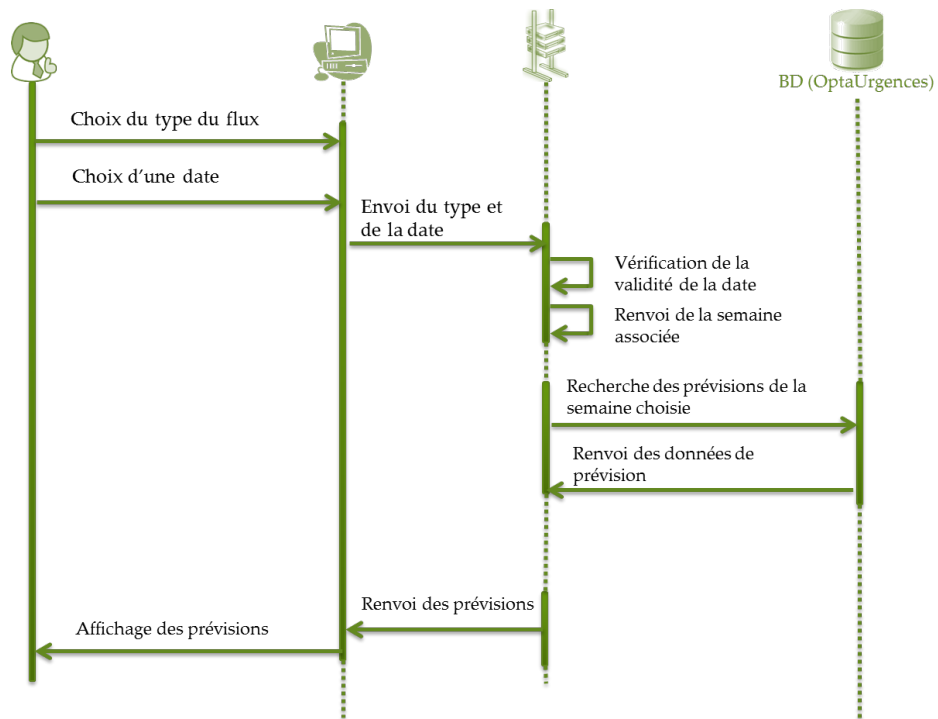


FIGURE 3.3 – Diagramme consultation des prévisions hebdomadaires

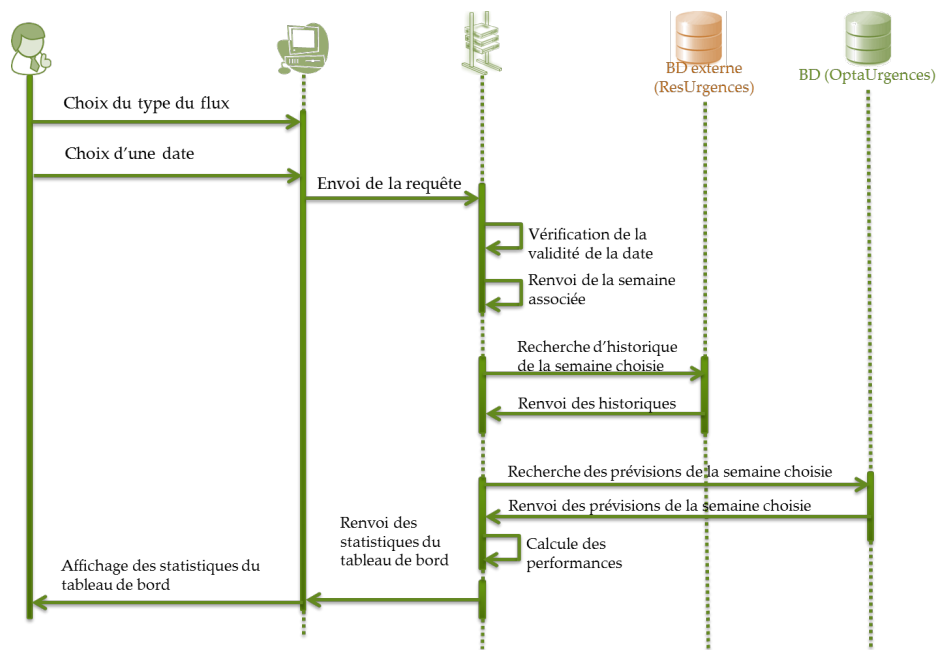


FIGURE 3.4 – Diagramme consultation de l'historique des prévisions

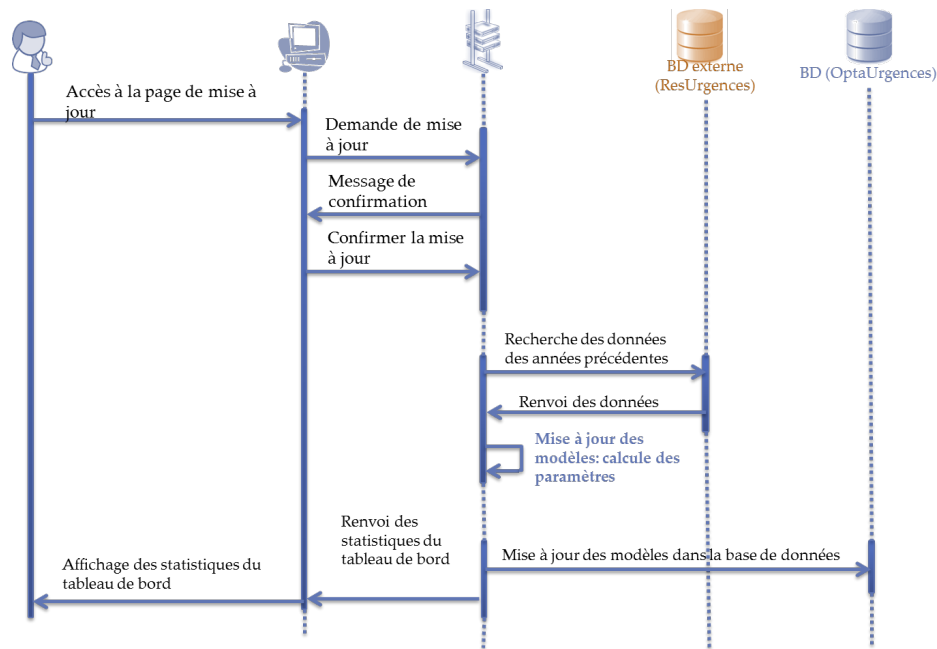


FIGURE 3.5 – Diagramme mise à jour des modèles de prévision

### Mise à jour des modèles de prévision

Cette fonction doit permettre la mise à jour des modèles de prévisions comme présenté dans la section 2.6. L'application doit alors mettre à jour les modèles en se basant sur l'historique des observations et ainsi calculer les nouveaux coefficients des modèles à long terme et à court terme. La figure 3.5 présente le diagramme fonctionnel de cette fonction.

#### 3.2.3 Liaison avec le système d'information du service des urgences

Les fonctionnalités de mises à jour des modèles de prévision et d'affichage de l'historique nécessitent la récupération des observations récentes (long et court terme) des données de patients afin de compléter leur rôle. Comme indiqué dans la section 2.4 portant sur l'analyse de l'afflux des patients, notre source données est le système d'information (SI) utilisé dans le service des urgences du CHT. Par contre, ce logiciel ne permet pas un échange informatisé standard des données de passage des patients. Pour cette raison, il s'est avéré nécessaire de récupérer les données directement à partir de la base de données utilisée par le SI en utilisant le langage SQL qui permet une flexibilité totale sur le type et la nature des données récupérées.

Cette approche permet également une extensibilité de l'application vers n'importe quel type de SI utilisé pour la récupération de données. Ceci va permettre la mise en place rapide de l'application dans les autres services des urgences.

## 3.3 Mise en place

### 3.3.1 Développement des algorithmes

Le développement des algorithmes permettant le calcul des coefficients des modèles de prévision à long et à court terme est une partie importante de la mise en place de l'application. Les modèles de prévision alimentent la base de données par les valeurs des prévisions de chaque catégorie de patients qui seront utilisées par la suite par les différentes fonctions de l'application.

Les modèles ont été développés en utilisant les deux langages de programmation Java et R (bibliothèque "forecast"). La combinaison de ces deux langages offre une flexibilité d'intégration avec n'importe quelle interface de programmation via le packaging Java et aussi permet l'exploitation de la puissance du logiciel R dédié à l'analyse des données.

### 3.3.2 Application dédiée au service des urgences

Une application professionnelle a été développée pour le CHT afin de faciliter la mise en œuvre et l'exploitation des algorithmes de prévision. L'application est nommée "Opta-Urgences" et a été développée par la société Opta-LP (<http://www.opta-lp.com/>). L'application a intégré des modules d'affichage ergonomiques permettant une interprétation facile des prévisions par le personnel.

Pour faciliter la visualisation et l'interprétation des prévisions, l'application affiche la prévision d'un jour sous forme d'un graphique en jauge (figure 3.6) en indiquant la valeur de la prévision et les bornes des zones vertes, jaunes et rouges pour indiquer l'intensité du flux prévu. L'application a également intégré des smileys de couleur vert, jaune ou rouge (suivant les prévisions) sur le calendrier mensuel (figure 3.8) pour indiquer l'intensité de l'afflux du jour concerné.

## 3.4 Exemple d'utilisation

Dans cette section nous présentons un exemple d'utilisation de l'application qui a été mis en place au service des urgences du Centre Hospitalier de Troyes.

### 3.4.1 Prévisions journalières

La prévision journalière sert à détailler les prévisions de l'afflux des patients pour un jour donné. Elle permet de visualiser les valeurs prévues pour les catégories Total et EP3 + EP4 (patients hospitalisés), leurs bornes inférieures et leurs bornes supérieures. Elle permet également de visualiser les prévisions sur un graphique en jauge indiquant les zones verte, jaune

et rouge et d'extraire ces informations sous format standard Excel ou PDF pour une diffusion entre le personnel du SU. La figure 3.6 montre un exemple de l'interface de la prévision journalière.

### 3.4.2 Prévisions hebdomadaires

La prévision hebdomadaire permet de visualiser l'allure des prévisions sur une semaine donnée sous forme d'un graphique. Elle permet de détailler les valeurs des prévisions de l'afflux des patients pour les catégories Total et EP3 + EP4 (patients hospitalisés), leurs bornes inférieures et leurs bornes supérieures sous forme d'un tableau. Elle permet également d'extraire ces informations sous format standard Excel ou PDF. La figure 3.7 montre un exemple de l'interface de la prévision hebdomadaire.

### 3.4.3 Prévisions Mensuelles

Les prévisions mensuelles permettent d'avoir une vue sur le flux total et EP3 + EP4 prévu durant un mois. Les prévisions sont présentées sous forme d'un calendrier mensuel contenant la valeur prévue pour le flux total pour chaque jour, un smiley en couleur verte, jaune ou rouge indiquant l'intensité du flux prévu et une icône de lit en couleur verte ou rouge indiquant si le nombre de patients hospitalisé prévu (EP3) dépasse le nombre de lits disponible dans l'Hôpital. La figure 3.8 montre un exemple de l'interface de la prévision mensuelle.

### 3.4.4 Historique des performances

Le module historique des performances permet de comparer les prévisions fournies par les modèles de prévision et le flux réel observé pendant une période donnée. Il permet de tracer la courbe des prévisions et leurs bornes inférieures et supérieures et le flux observé pour les catégories total et EP3. Il indique également la performance du modèle durant cette période et la moyenne du flux observé. La figure 3.9 montre un exemple de l'interface de la prévision mensuelle.

## 3.5 Conclusion

Dans ce chapitre nous avons présenté les étapes pour le développement et la mise en place d'un outil de prévision à destination du service des urgences du CHT. L'ergonomie de l'outil est une composante importante qui facilite l'exploitation des prévisions par le personnel médical.

L'outil présenté a été mis à disposition du personnel administratif à partir du mois de Mars 2016. A travers les différents modules d'affichage des prévisions (journalières, hebdomadaire et mensuelles) et le module d'affichage de l'historique, le personnel pilote le service des urgences en adaptant ses capacités d'accueil en fonction des prévisions. Les performances des modèles

annoncées par le module de l'historique s'annonce à 91% du 01/03/2016 au 01/09/2017 (en utilisant le critère de performance défini par l'équation 2.25).

Le suivi des performances par le personnel nous a aidé à identifier quelques pics d'erreur de prévision qui correspondent à des événements spécifiques à la commune de Troyes qui font augmenter ou baisser l'afflux des patients (Médecins généralistes indisponibles, conditions météorologiques ...) Ceci nous ouvre la porte pour améliorer les modèles de prévisions en intégrant une variable externe qui identifie une période de basse ou forte affluence. Elle pourra être intégrée comme un calendrier dans lequel le personnel administratif renseigne leur prévision et qui sera intégré à travers des modèles X-ARMA dans le calcul des prévisions à court terme.

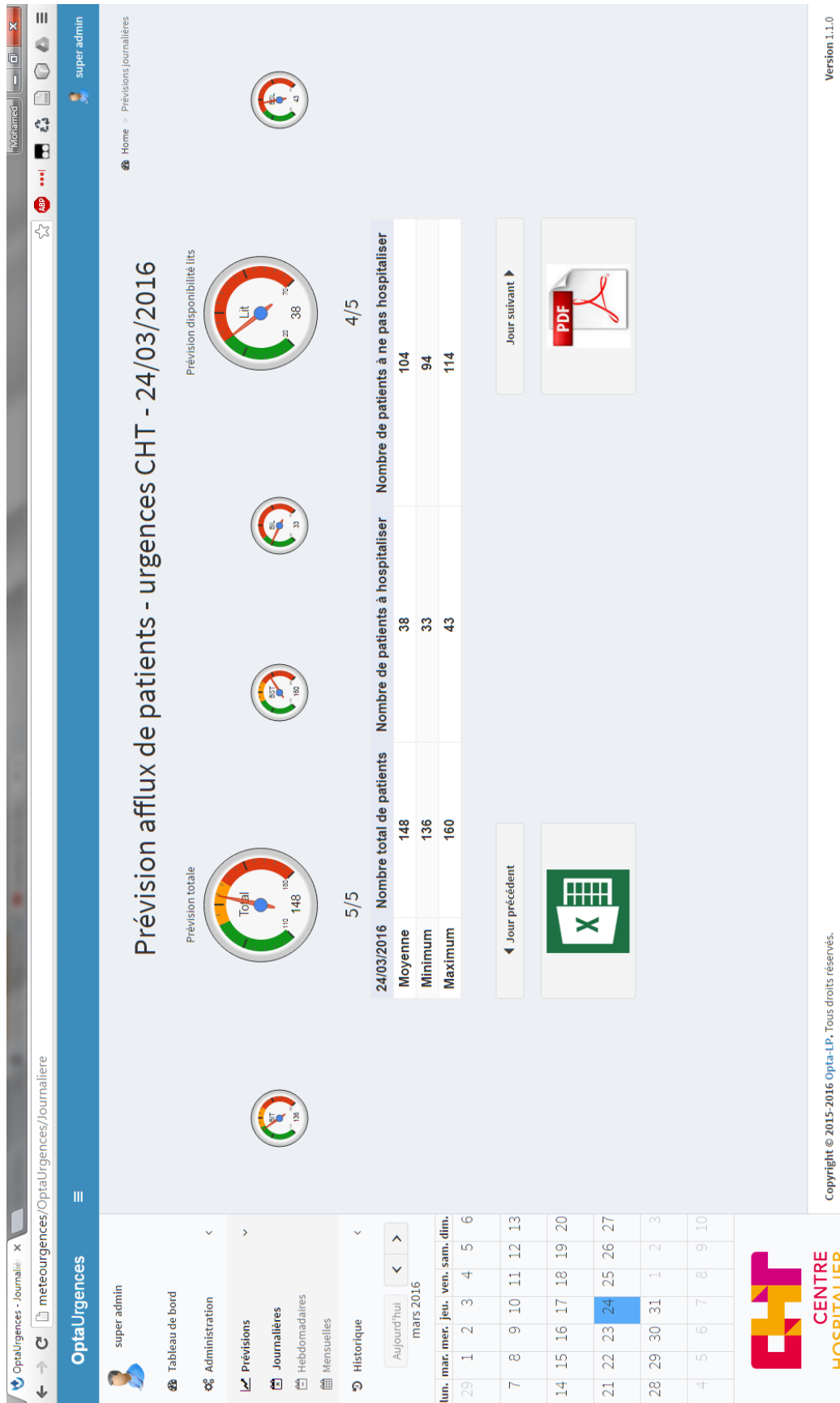


FIGURE 3.6 – Interface d’affichage des prévisions journalières



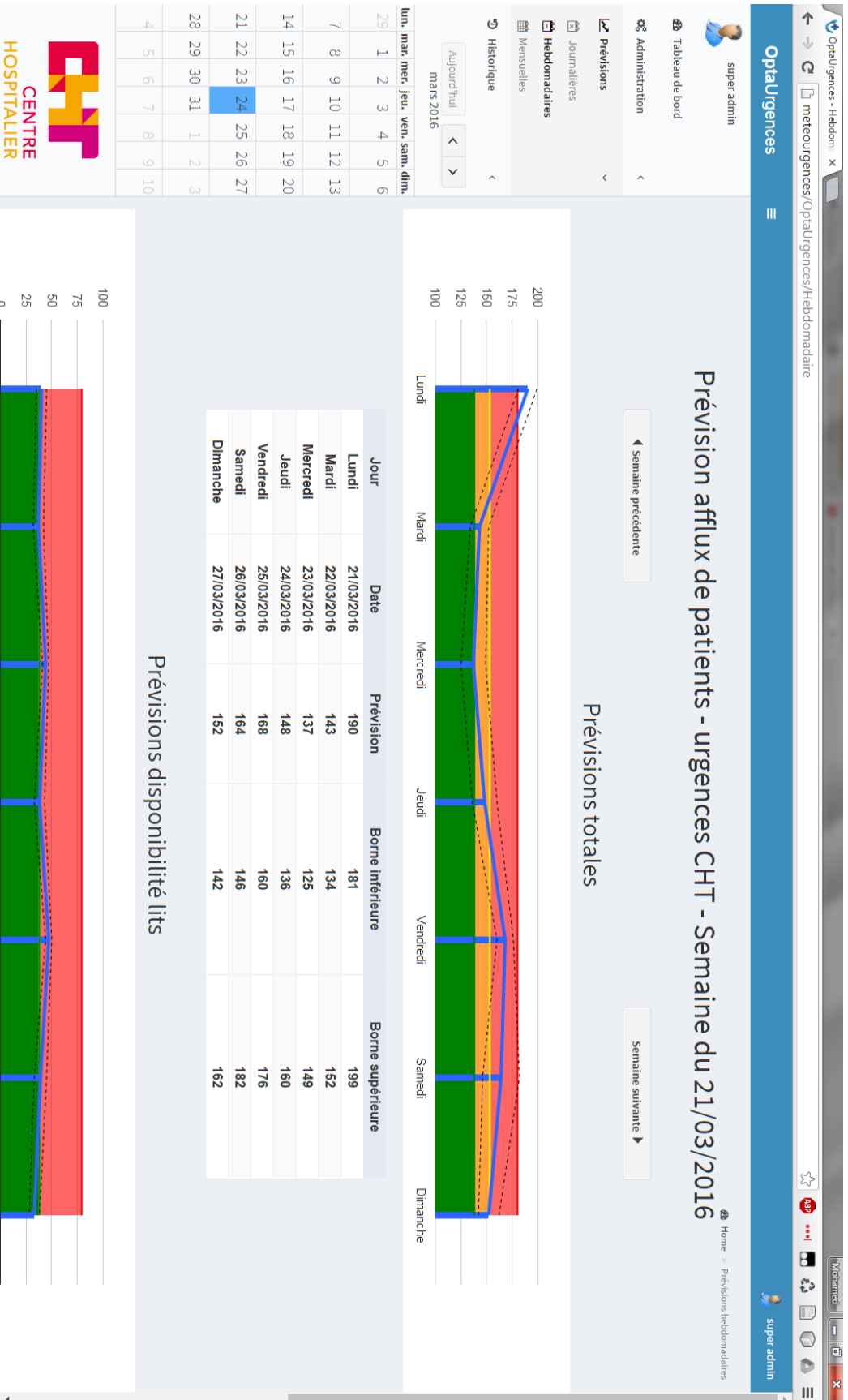


FIGURE 3.7 – Interface d’affichage des prévisions hebdomadaires

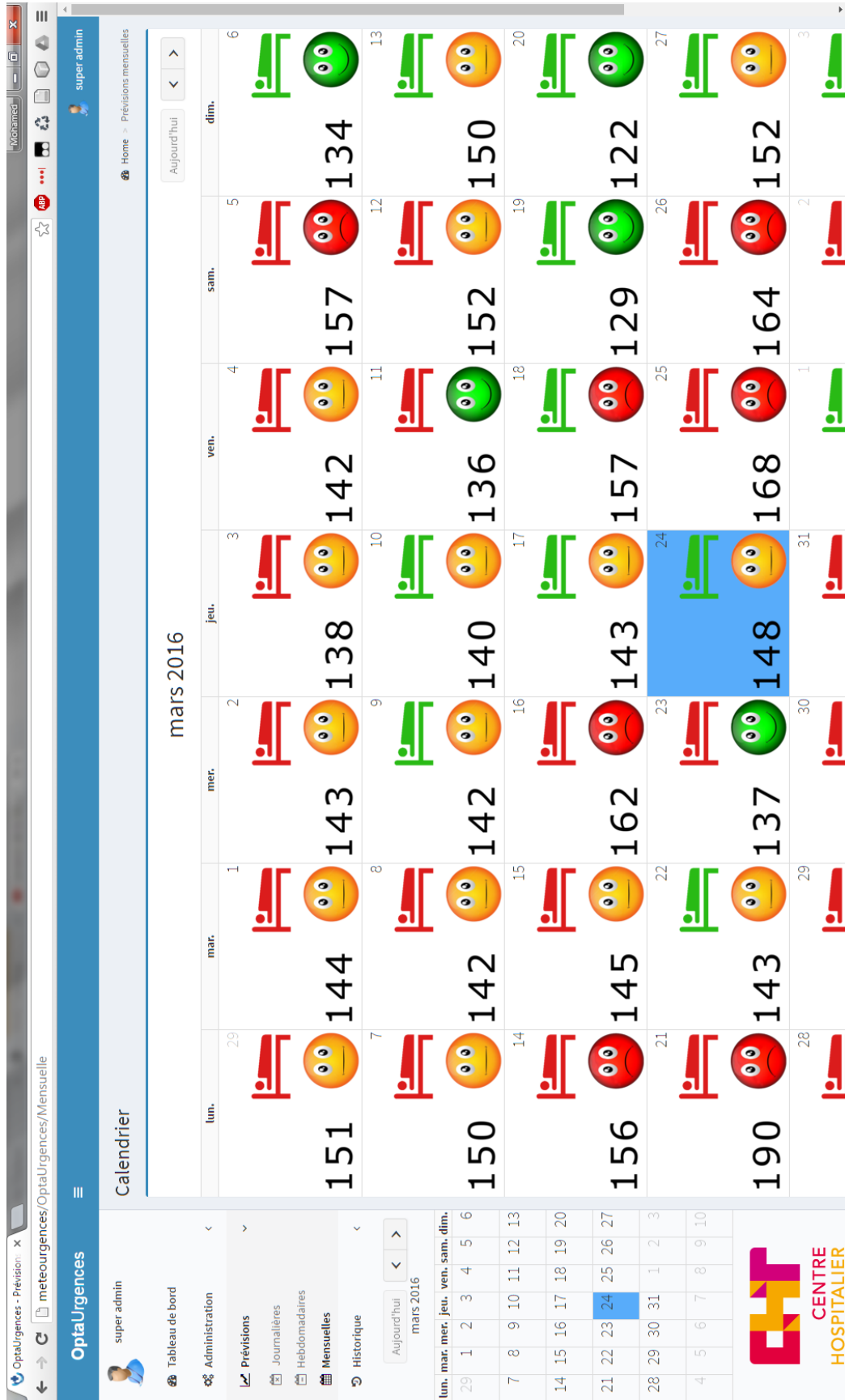


FIGURE 3.8 – Interface d’affichage des prévisions mensuelles

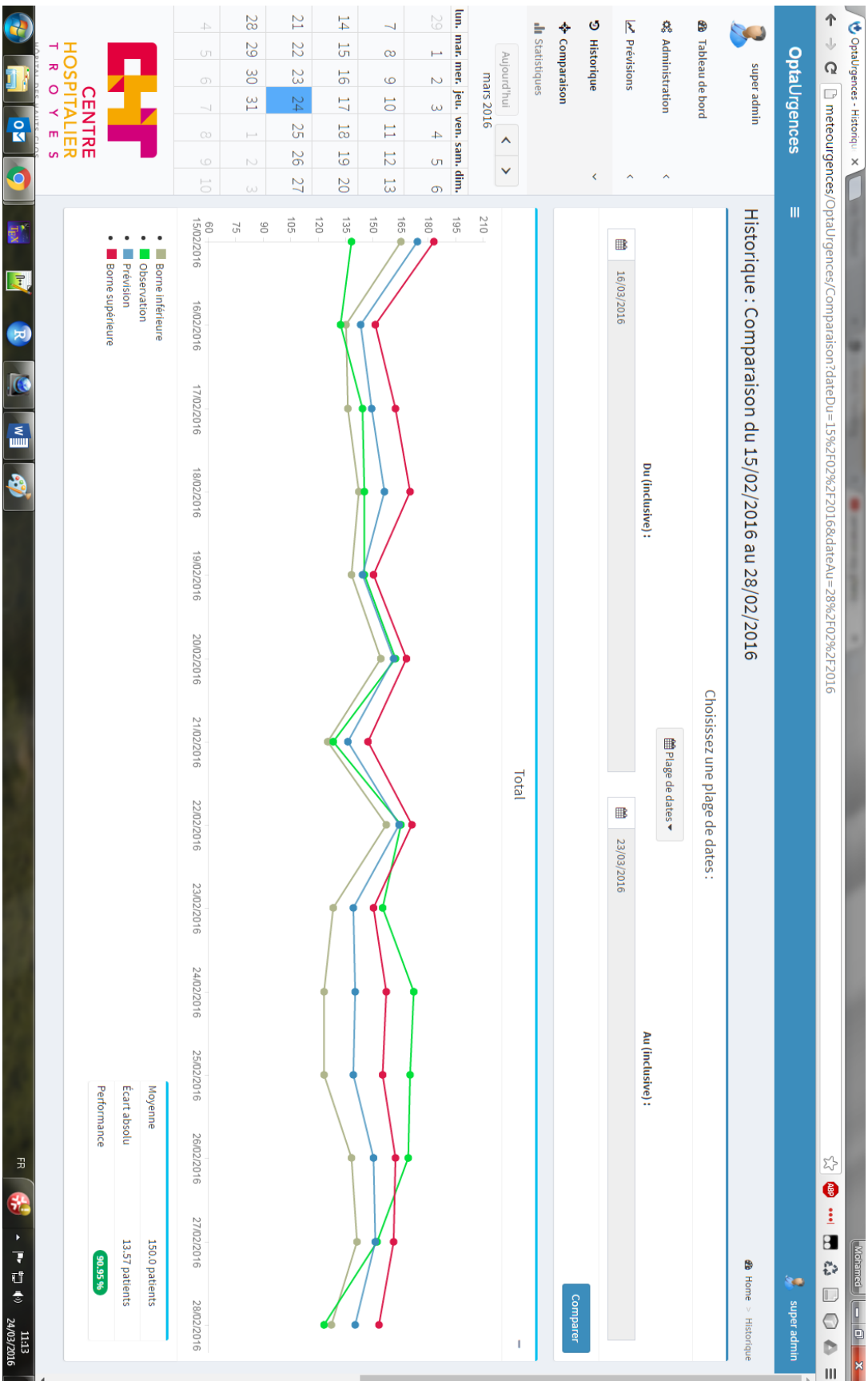


FIGURE 3.9 – Interface de comparaison de l'historique des observations et des prévisions

# Optimisation des activités de soins aux urgences



## Chapitre 4

# Simulation du service des urgences

### 4.1 Introduction

L'augmentation des coûts des soins de santé a permis aux chercheurs et aux professionnels de la santé d'inciter à identifier de nouvelles approches pour améliorer l'efficacité des opérations de soins de santé et réduire les coûts. La simulation est un outil primordial pour les décideurs pour soutenir leurs efforts dans la réalisation de ces objectifs. La simulation est une méthodologie de modélisation et d'analyse de performances qui permet aux utilisateurs finaux (administrateurs d'hôpitaux ou gestionnaires de clinique) d'évaluer l'efficacité des systèmes de soins de santé existants, de mener des actions d'amélioration et de concevoir de nouvelles opérations sur le système.

Au cours des dernières années, les organismes de soins de santé ont fait face à des pressions croissantes pour fournir des soins de qualité tout en surmontant les contraintes liées aux coûts croissants, des remboursements plus faibles et de nouvelles exigences réglementaires. La simulation est devenue un outil de prise de décision efficace pour l'allocation optimale des ressources, souvent limitées, en soins de santé pour améliorer le flux des patients, tout en minimisant les coûts de la prestation des soins et en augmentant la satisfaction des patients. La prolifération de logiciels de simulation de plus en plus sophistiqués a entraîné un grand nombre de nouvelles opportunités d'application, y compris des implémentations plus complexes. En outre, des outils combinés d'optimisation et de simulation permettent aux décideurs de déterminer rapidement des configurations optimales du système, même pour des installations intégrées complexes.

La simulation peut également être utilisée comme outil de prévision pour évaluer l'impact potentiel des changements sur le flux de patients, pour examiner les besoins d'allocation d'actifs (comme les niveaux de dotation ou la capacité physique) et / ou pour enquêter sur les relations complexes entre différentes variables du système (comme le taux d'arrivées du pa-

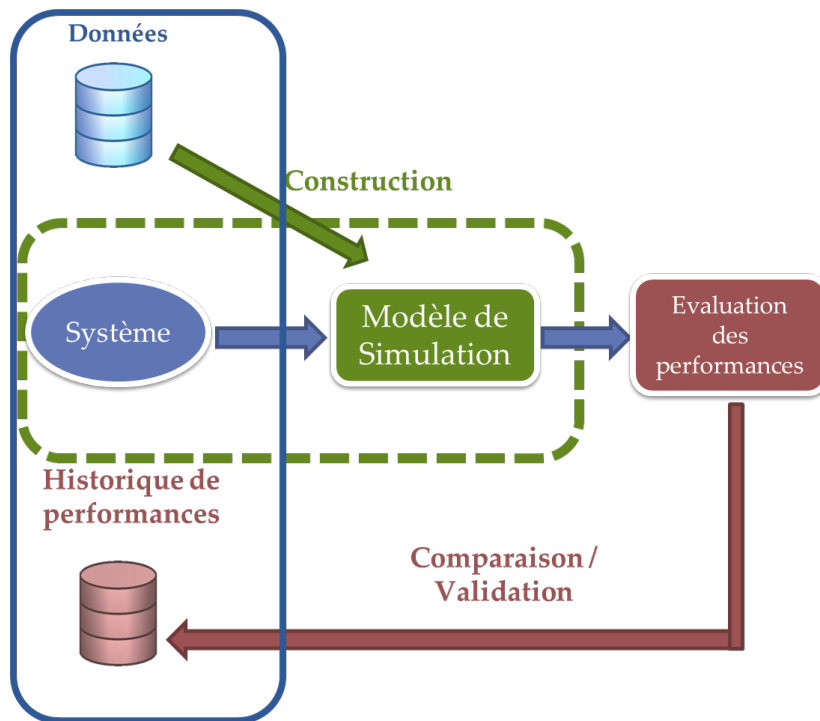


FIGURE 4.1 – Démarche de simulation d'un système

tient ou le taux de prestation des services aux patients). De telles informations permettent aux administrateurs et aux analystes des soins de santé d'identifier les configurations alternatives qui peuvent être utilisées pour reconfigurer le système, améliorer la performance ou la conception du système et / ou planifier de nouveaux systèmes sans altérer le système existant. La figure 4.1 montre la démarche globale de simulation d'un système donné. Elle représente les trois grandes axes d'une démarche de modélisation d'un système :

- **Système** : La description de la dynamique du système ainsi que l'historique des données d'entrée et des performances du système.
- **Modèle de simulation** : Choix du modèle le plus adapté pour modéliser le système étudié.
- **Évaluation des performances** : Comparaison entre les performances réelles et simulées du système.

L'approche de prise de décision par simulation dans l'analyse des systèmes de soins de santé est de plus en plus acceptée par les décideurs en tant qu'outil viable pour améliorer les opérations et réduire les coûts. Cela s'explique en partie par le nombre important d'études réussies sur les systèmes de soins de santé dans la littérature, ainsi que par les améliorations continues apportées aux logiciels de simulation qui leur rendent plus facile à appliquer aux systèmes de soins de santé.

## 4.2 Objectifs

Avant de passer à l'axe optimisation du service des urgences, il s'avère nécessaire de développer un outil pour évaluer les performances de notre système tel que : le temps moyen d'attente des patients, le temps moyen de traitement, le taux d'occupation des ressources ... Cet outil aura le rôle d'évaluer la qualité d'une organisation du service (changement de structure, renforcement du personnel ...).

La simulation est définie comme étant la conception d'un modèle, avec pour objectif de comprendre le comportement, et d'évaluer les performances du système simulé. Elle vise à tester différents scénarii possibles et d'observer les conséquences. Parmi ces scénarii : l'ajout ou la suppression de certaines installations, des modifications dans les processus de prise en charge des patients, l'ajout de nouvelle catégories de patients, des changements au niveau du matériel médical, ... Les performances de chaque scénario sont ainsi analysées afin de prendre une décision convenable. Pour cette raison, un modèle de simulation peut être considéré comme un outil d'aide à la décision.

La simulation est souvent utilisée par les industriels afin d'évaluer les performances de leurs systèmes de production. Plusieurs travaux de recherche ont utilisé la simulation dans différents domaines industriels. L'environnement manufacturier est celui où la plupart des travaux de simulation peuvent être trouvés tel que le montre les travaux de Rosenblatt *et al.* en 1993 [99], Williams et Ahitov en 1996 [100], Pierreval en 1997 [101], de Marasini et Dawood en 2002 [102] ou encore de Gerner *et al.* en 2005 [103]. Toutes ces études illustrent l'efficacité de l'utilisation des modèles de simulation.

De nos jours, l'utilisation de la simulation par les entreprises est, en effet, en pleine croissance. L'objectif pour ces dernières est d'évaluer leurs systèmes et d'étudier l'effet de la modification des paramètres de conception du système [104]. En 1998, Lutz *et al.* [105] utilisent la simulation pour modéliser leur système d'étude constitué de 4 stations de travail et de 3 buffers afin de minimiser, dans un premier temps, la capacité des buffers et donc la surface occupée, et dans un deuxième temps, de maximiser les performances des lignes. Cette modélisation a servi à étudier une variété de processus de production avec différentes politiques d'ordonnancement et de planification. Un système de production automatisé est le sujet d'un modèle de simulation dans le papier de Yalcin et Nambella [106] en 2005. Les auteurs utilisent la simulation afin d'étudier l'intégration d'un outil de contrôle et son impact sur le processus de production. Un modèle de simulation d'un atelier d'impression a été présenté dans le travail de Chehade *et al.* [107] en 2006 pour étudier la mise en place de chariots autoguidés. Hani *et al.* [108] ont développé en 2006 un modèle de simulation pour un atelier de main-



tenance ferroviaire. En 2006, Iannoni et Morabito simulent les processus logistiques dans la zone de réception de matières premières d'une entreprise [109]. En 1998 Proth et Sauer [110] ont utilisé une approche basée sur les réseaux de Petri pour évaluer et optimiser une ligne de production. Les auteurs essaient ainsi d'améliorer les performances en testant différentes politiques de distribution.

## 4.3 État de l'art

La simulation à événements discrets (SED) est l'un des nombreux outils et méthodes utilisés dans l'analyse et l'amélioration des systèmes de soins de santé. De même, il existe des types de simulations autres que l'approche SED, telles que la dynamique du système (SD) et la modélisation par agents. Des références occasionnelles à ces autres approches sont faites dans ce document, mais l'accent principal est la modélisation par SED des flux de patients dans les systèmes hospitaliers.

### 4.3.1 Simulation à événement discrets

La simulation à événements discret est une approche qui vise à modéliser un système sous forme d'un ensemble d'entités qui interagissent dans le temps, par exemple, les personnes et les machines. L'approche de simulation à événements discrets consiste à identifier les éléments suivants :

- Modèle : une représentation abstraite d'un système.
- États du système : une collection de variables qui contiennent toutes les informations nécessaires pour décrire le système à tout moment.
- Entités : tout objet ou composant du système, par exemple un client.
- Ressources consommables ou renouvelables du système
- Attributs : Les propriétés d'une entité donnée (par exemple, la priorité d'un client en attente, le routage d'un travail à travers un métier).
- Événements : un événement instantané qui modifie l'état d'un système, par exemple, l'arrivée d'un nouveau client.
- Activités : Une activité de durée spécifiée (par exemple, un temps de service ou un temps d'inter-arrivées), qui est connue lorsqu'elle commence (bien qu'elle puisse être définie en termes de distribution statistique).

Un avantage important de l'utilisation de la simulation à événements discrets, par rapport à d'autres techniques de modélisation, comme la programmation linéaire ou l'analyse de la chaîne de Markov, c'est qu'elle permet de modéliser plus facilement les flux de patients complexes dans les centres de soins de santé. Elle permet également de tester rapidement des

nouvelles configurations pour le système en modifiant les règles de flux de patients. Le succès ou l'échec d'une étude de simulation à événements discrets dans un environnement de soins de santé dépend souvent d'une séquence standard d'étapes soigneusement suivies. Law et Kelton [111] décrivent les principales étapes nécessaires pour entreprendre une étude de simulation réussie. Ces étapes comprennent :

- La formulation du problème et le plan d'étude.
- La collecte des données et la conception du modèle conceptuel.
- La validation du modèle.
- La construction du modèle par un outil informatique.
- La vérification du modèle.
- La conception des expériences nécessaires pour résoudre le problème étudié.
- La validation du modèle.
- L'analyse statistique des données obtenues et l'interprétation des résultats par rapport au système étudié.

Eldabi et Paul [112] notent qu'une question clé dans le succès des études de simulation de soins de santé est la formulation minutieuse de la déclaration du problème et l'engagement de toutes les parties prenantes. Dans les études de simulation de fabrication, la modélisation et les erreurs de données peuvent entraîner des coûts inattendus et de mauvaises performances. Cependant, dans les études de simulation de soins de santé, de telles erreurs peuvent finalement entraîner des pertes de vie et les responsabilités associées entourant ces événements. Par conséquent, la marge tolérable d'erreur dans la conception et l'application des modèles de simulation de soins de santé est nettement plus limitée. De telles restrictions fournissent des obstacles qui ne peuvent être surmontés que par la plus grande attention aux détails et à l'exactitude, ainsi qu'à la communication fluide entre toutes les parties prenantes.

Selon la dynamique du système étudié, Cassandras et Lafortune [2] proposent en 1999 une classification des types de simulation illustrée par la figure 4.2.

### 4.3.2 Simulation par agents

Bien qu'il n'existe pas de définition générale acceptée, on peut dire qu'un modèle par agents (ABM : Agent Based Modeling) est un modèle de calcul d'une population d'agents hétérogènes (composants du système) et de leurs interactions, ainsi que des interactions de la première avec l'environnement [15]. Ce type de modélisation est utilisé pour analyser des systèmes complexes difficiles à résoudre par des méthodes classiques ou formelles, qui ne peuvent pas représenter de tels systèmes. Le résultat des interactions micro-niveau des composants d'un

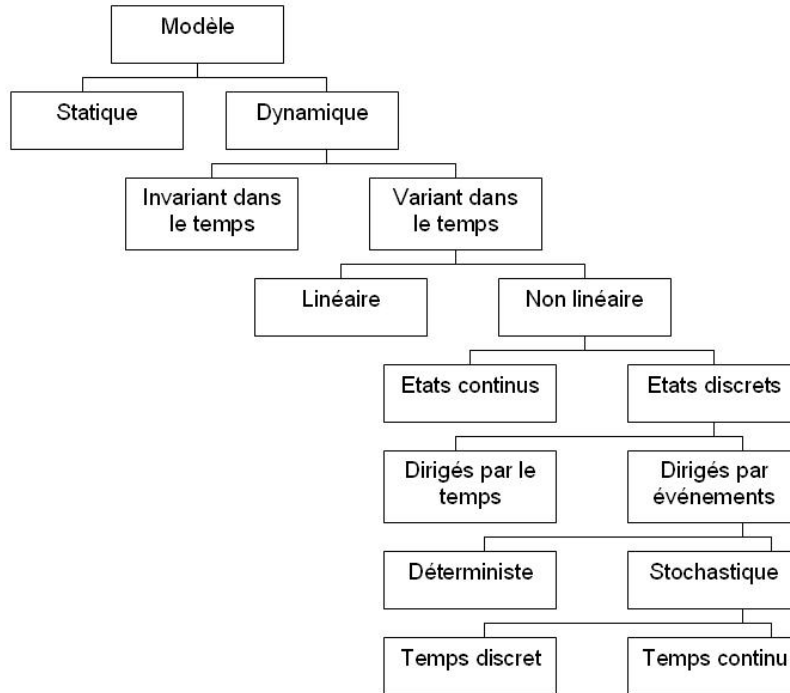


FIGURE 4.2 – Classification des types de simulation [2]

système peut produire des comportements de niveau macro comme la coopération, la ségrégation et la culture, entre autres. En outre, le cadre ABM décrit la dynamique des systèmes dans lesquels le comportement de l'agent est complexe, stochastique et non linéaire. Également dans les systèmes dans lesquels l'interaction combinée de tous ses agents peut créer un riche comportement émergent [113]. Les agents dans un modèle ABM sont fondamentalement décentralisés, c'est-à-dire que le comportement du système est défini au niveau individuel et que le comportement global résulte des interactions de plusieurs individus, chacun suivant ses propres règles de comportement. Par conséquent, l'ABM est également appelée modélisation ascendante. Un agent ABM est défini comme une entité discrète avec ses propres objectifs et ses comportements autonomes, capable d'adapter et de modifier ce dernier.

L'ABM peut être un outil utile pour l'analyse de modèle, complémentaire au modèle mathématique pur, c'est-à-dire lorsqu'un modèle n'est pas totalement résolu mathématiquement ou apparemment insoluble. C'est le cas pour les systèmes de sciences sociales, où il y a généralement un manque de modèle mathématique qui définit le problème.

Les trois domaines dans lesquels ABM sont les plus utilisés sont : l'économie, la biologie et les sciences sociales [114]. Il est largement utilisé dans les situations où le comportement humain ne peut être prédit en utilisant des méthodes classiques telles que l'analyse qualitative ou statistique [115]. Le comportement humain est également modélisé avec les agents dans les

domaines de la psychologie [116], de l'épidémiologie [117] et de la planification du tourisme [118], parmi une longue liste d'autres.

Entre autres, selon Macal et North [119], les avantages de l'utilisation d'ABM pour modéliser des systèmes complexes, tels que les SU, sont les suivants :

- Il est possible d'établir une représentation naturelle des composants du SU en tant qu'agents.
- Il est possible de modéliser les décisions et les comportements du système qui peuvent être définis discrètement.
- Les agents du SU peuvent s'adapter et modifier leurs comportements.
- Les agents du SU peuvent apprendre et s'engager dans des comportements stratégiques dynamiques.
- Les agents peuvent avoir des relations dynamiques avec d'autres agents.
- Les relations entre les agents du SU peuvent être développées et/ou arrêtées.
- La composante spatiale des comportements et des interactions des agents peut être pleinement représentée.

### 4.3.3 Les réseaux de Petri

Initialement développés par Carl Adam Petri en 1962, le principe des réseaux de Petri a été largement étudié et appliqué dans plusieurs travaux dans la littérature comme ceux de Murata [120] en 1989, de David et Alla [121], de Devapriya *et al.* [122] en 1992 ou encore celui de Bouyekhf et El Moudni [123] et de Tolba *et al.* [124] en 2005 .

Un réseau de Petri est un outil de modélisation graphique et mathématique applicable à de nombreux systèmes dynamiques [125]. Ces systèmes sont en général caractérisés par des phénomènes aléatoires selon des lois stochastiques. L'outil graphique permet de visualiser le comportement dynamique de ces systèmes à l'aide de jetons et de marques. Une équation d'état, une équation algébrique ou tout autre modèle mathématique décrivant le comportement du système peut être par la suite extrait à partir du réseau graphique. Cela permet de rendre visible et compréhensible les différents paramètres de ces systèmes aux personnes n'ayant pas une expérience scientifique très approfondie du domaine.

Pour les systèmes de production sujet à des phénomènes aléatoires, il existe les réseaux de Petri stochastiques pour répondre essentiellement à des problématiques liées à la sûreté de fonctionnement. Différentes classes existent pour l'analyse des systèmes de production comme les réseaux de Petri stochastiques généralisés, régénérateurs markoviens, stochastiques fluidiques

pour n'en citer que quelques-uns.

De nombreux travaux ont utilisé les réseaux de Petri pour la modélisation de différents types de systèmes. Une approche basée sur l'utilisation des réseaux de Petri couplés au langage CPN-ML pour représenter des systèmes réactifs et complexes a été présentée dans le travail d'Abouaissa *et al.* [126] en 1995. D'Souza et Khator [127] ont travaillé en 1997 sur la reconception d'un système automatisé pour éviter les blocages, en agissant essentiellement sur les capacités des buffers. Ils utilisent les réseaux de Petri pour la modélisation du système. La résolution du problème de dimensionnement de buffers par des réseaux de Petri avec comme objectif la réduction des coûts a été le sujet du travail de Sørensen et Janssens [128] en 2001. Ces auteurs ont présenté ensuite une autre étude de ligne de production avec des machines non fiables, en série, séparées par des buffers. La création d'un modèle d'évaluation de performances de la ligne étudiée par les réseaux de Petri est expliquée dans leur article [129] en 2004. Le problème d'équilibrage d'une ligne d'assemblage, avec pour objectif la minimisation du nombre de stations pour un temps de cycle donné, a été étudié par Kilincci et Bayhan [130] en 2006. Des réseaux de Petri déterministes et stochastiques ont été adoptés par Labadi *et al.* [131] en 2007 pour modéliser et évaluer les performances des systèmes de gestion de stock.

#### 4.3.4 La programmation mathématique

La programmation mathématique a pour objectif d'étudier théoriquement des problèmes d'optimisation. Ses applications sont nombreuses et variées, que ce soit dans les sciences de l'ingénieur ou dans d'autres domaines des mathématiques appliquées, notamment en recherche opérationnelle, en analyse numérique, en automatique, en ingénierie, en mathématique économique [132].

Elle consiste à chercher, parmi tous les points, une variable  $x$  pouvant optimiser un critère  $f(x)$  donné. Les techniques pour résoudre les problèmes mathématiques dépendent de la nature de la fonction objective à optimiser. Ces techniques peuvent être la programmation linéaire, la programmation en nombres entiers, la programmation dynamique ou autre.

#### 4.3.5 Les files d'attente

Un autre moyen de modéliser et d'évaluer les performances d'un système consiste à utiliser les modèles de files d'attente. Elles sont formées par des clients et des serveurs connectés entre eux [133]. Une file d'attente est associée à chaque serveur où les clients attendent en cas d'occupation de ce dernier. Ainsi, les clients peuvent modéliser des produits dans un système de production alors que les serveurs représentent les ressources de production comme les machines. Les clients sont caractérisés par leurs temps d'inter-arrivée et leurs temps de

service. Chaque file d'attente est gérée par une politique qui détermine l'ordre de traitement des clients en attente telle que la politique FIFO (*First In First Out*), LIFO (*Last In First Out*), SPT (*Shortest Processing Time*), ...

Almeida [134] présente en 1996 un état de l'art montrant, non seulement, la richesse du formalisme des réseaux de files d'attente, mais aussi son adéquation avec la résolution des problèmes. Cependant, l'obtention des caractéristiques d'un modèle de réseau de files d'attentes exploitable sur ordinateur, à partir des données des industriels, est un problème qui n'a pas été résolu de manière satisfaisante.

#### 4.3.6 Simulation des services des urgences

Les services des urgences semblent être la zone la plus ciblée quant à la modélisation de simulation dans les soins de santé, ce qui peut ne pas être surprenant car elles sont relativement autonomes et ont des processus facilement observables qui couvrent des périodes relativement courtes de quelques heures. Il est également vrai que les améliorations apportées aux performances sont plus faciles à démontrer et se lient à des actions spécifiques, ce qui peut ne pas être vrai ailleurs dans les soins de santé. Par conséquent, les rapports des simulations des SU dépassent facilement les modèles d'autres unités hospitalières. Presque chaque année, les travaux de la Winter Simulation Conference (<http://informs-sim.org>) comprennent un ou plusieurs articles sur les simulations des SU [135–139].

Ferrin et al [135] démontrent dans un modèle SED qui est utilisé pour développer des processus pour accroître le débit dans un SU aux États-Unis dans le cadre d'un système qui a permis le détournement d'ambulances dans les périodes de pointe. Leurs recherches comprenaient l'introduction de salons de décharge, raccourcissant la durée de séjour (LoS) et contournant le triage. Le SED est conçu comme un outil réutilisable à utiliser par leur entreprise spécialisée dans l'analyse et l'amélioration du service. Miller et al [140, 141] proposent des recherches antérieures avec d'autres versions de ce qui est effectivement le même modèle. Divers auteurs abordent les différences entre les SU et concluent que le fait de développer un nouveau modèle des SU ne nécessite pas de «réinventer la roue». Ils suggèrent qu'un modèle générique, comme leur propre SED, peut être utilisé pour aider les SU à résoudre de nombreux problèmes courants.

Miller et al [142] examinent également l'utilisation de l'approche SED mais avec un accent particulier sur la collecte de données à l'aide d'étiquettes d'identification par radio-fréquence (RFID). Ces étiquettes sont des dispositifs électroniques, qui peuvent être attachés à des entités telles que des patients et des médecins pour déclarer périodiquement leurs emplacements sur un ordinateur serveur, permettant ainsi la collecte automatisée de données, fait intéressant, ils signalent que l'utilisation des étiquettes RFID de cette façon, bien qu'apparemment

attrayante, n'offre aucun coût significatif : avantages sur les données recueillies à l'aide d'un avis d'expert. Les difficultés rencontrées par l'équipe du projet comprenaient les patients qui supprimaient les étiquettes et le coût des étiquettes perdues.

En utilisant la dynamique du système (SD) plutôt que SED, Lane et al [143] présente des idées d'étude de cas d'un SU à Londres. Bien que ce travail rapporte un modèle SD, il mérite une mention particulière, cela s'explique principalement par le fait que le cycle de vie du projet ressemble à des phases typiques du projet SED, telles que la compréhension des besoins du client, l'analyse du système et la construction de modèle. Le document donne un bref journal du projet, comment les réunions ont été organisées, ce qui a été discuté et les problèmes rencontrés avec le client. Dans un article antérieur, Lane et al [144] présentent l'utilisation de SD dans la modélisation des SU pour montrer que la réduction des capacités de lit d'urgence dédiées pour les patients admis par le SU n'augmente pas les temps d'attente, mais peut plutôt augmenter les taux d'annulation pour les traitements électifs.

En conclusion, les modèles SED sont les plus répandus et les plus utilisés pour modéliser des systèmes hospitaliers, ils se distinguent par leur facilité de conception et l'adaptation à plusieurs cas d'études. Dans ce sens, nous avons choisi de développer un modèle basé sur la SED pour évaluer les performances de notre service d'urgence.

## 4.4 Modélisation du service des urgences du CHT

### 4.4.1 Schéma de passage des patients dans le service

La première phase dans la modélisation d'un système consiste à tracer le schéma de passage dans le service étudié. Cette phase est très importante car elle permet de schématiser les différents cas d'acheminements ainsi que les différents services du système. Le diagramme de la figure 4.3 représente le schéma de passage des patients dans le service des urgences du CHT validé le 01/06/2016.

#### **Description du passage d'un patient dans le service des urgences**

La tâche de caractériser tout système est difficile, en particulier les systèmes où les personnes sont impliquées, comme les services des urgences. Malheureusement, une simplification excessive s'impose lorsqu'on tente de classer les systèmes de soins d'urgence à l'échelle internationale. Tout d'abord, afin de caractériser les SU, il est obligatoire de définir ce que l'on entend par un service des urgences. Sans perte de généralité, un SU est un système de soins de santé qui offre des soins immédiats, souvent stabilisant, aux patients ayant des besoins médicaux émergents. Ce soin est fourni dans le plus grand niveau de disponibilité et d'accessibilité possible, c'est-à-dire 24 heures par jour, 7 jours par semaine et 365 jours par an, y compris

les vacances, sans restriction quant à qui peut accéder à un service essentiel. Le Service d'Urgence pourrait être le service de santé le plus dynamique, habituellement l'entrée principale de l'hôpital et un élément clé de l'ensemble du système de santé. Les départements d'urgence sont des unités semi-autonomes qui traitent un afflux important de patients. La mission initiale des SU est de ne traiter principalement que les situations d'urgence. Toutefois, les visites au SU incluent un large éventail de maladies et de blessures, à savoir des urgences réelles, des cas urgents, semi-urgents et non urgents. En revanche la dynamique de prise en charge générale reste la même pour tous les patients. La figure 4.3 présente le diagramme de passage des patients dans le SU du CHT.

La gestion des SU concerne la mission d'améliorer le système de prestation de soins de santé, à savoir l'organisation, la planification, la coordination, la dotation en personnel, l'évaluation et le contrôle des services de santé. Son principal objectif est de fournir des soins de santé de la meilleure qualité et abordables pour les personnes. Les SU dans le monde entier ne suivent pas le même processus pour la prise en charge des patients, certaines caractéristiques de base se sont révélées universelles pour décrire les SU. Du point de vue de la prestation des soins au patient, quatre caractéristiques principales peuvent être utilisées pour décrire les SU : (1) l'emplacement physique, (2) disposition physique, (3) période ouverte aux patients (4) type de patient servi. Ces quatre caractéristiques sont particulièrement bien adaptées pour décrire une grande variété d'unités de soins, c'est-à-dire qu'ils représentent un cadre commun de base auxquelles d'autres caractéristiques peuvent être ajoutées, en ce qui concerne les SU.

#### 4.4.2 Identification des acteurs

Dans cette partie, on s'intéresse à identifier les entités présentes dans notre système (service des urgences). Dans la démarche de modélisation à événement discrets, une entité correspond à un client dans le système (le récepteur du service). Cette entité peut représenter un objet physique, un flux d'information ou même un objet abstrait permettant la bonne modélisation du système étudié. Une entité doit absolument avoir les attributs suivants :

- Type : distingue entre les différents entités du système.
- Loi d'arrivée : peut être fixe ou aléatoire suivant une loi.

D'autres attributs peuvent être affectés à l'entité pour assurer la bonne modélisation suivant le système étudié, on donne l'exemple de l'attribut temps d'arrivée au système qui pourra être utilisé pour la récolte des statistiques sur le temps d'attente, temps de service . . .

Dans notre cas, on distingue un seul type d'entité qui est le **patient**. Ce dernier, étant le centre de l'activité du service des urgences, sera l'acteur principal dans notre modèle de simulation.



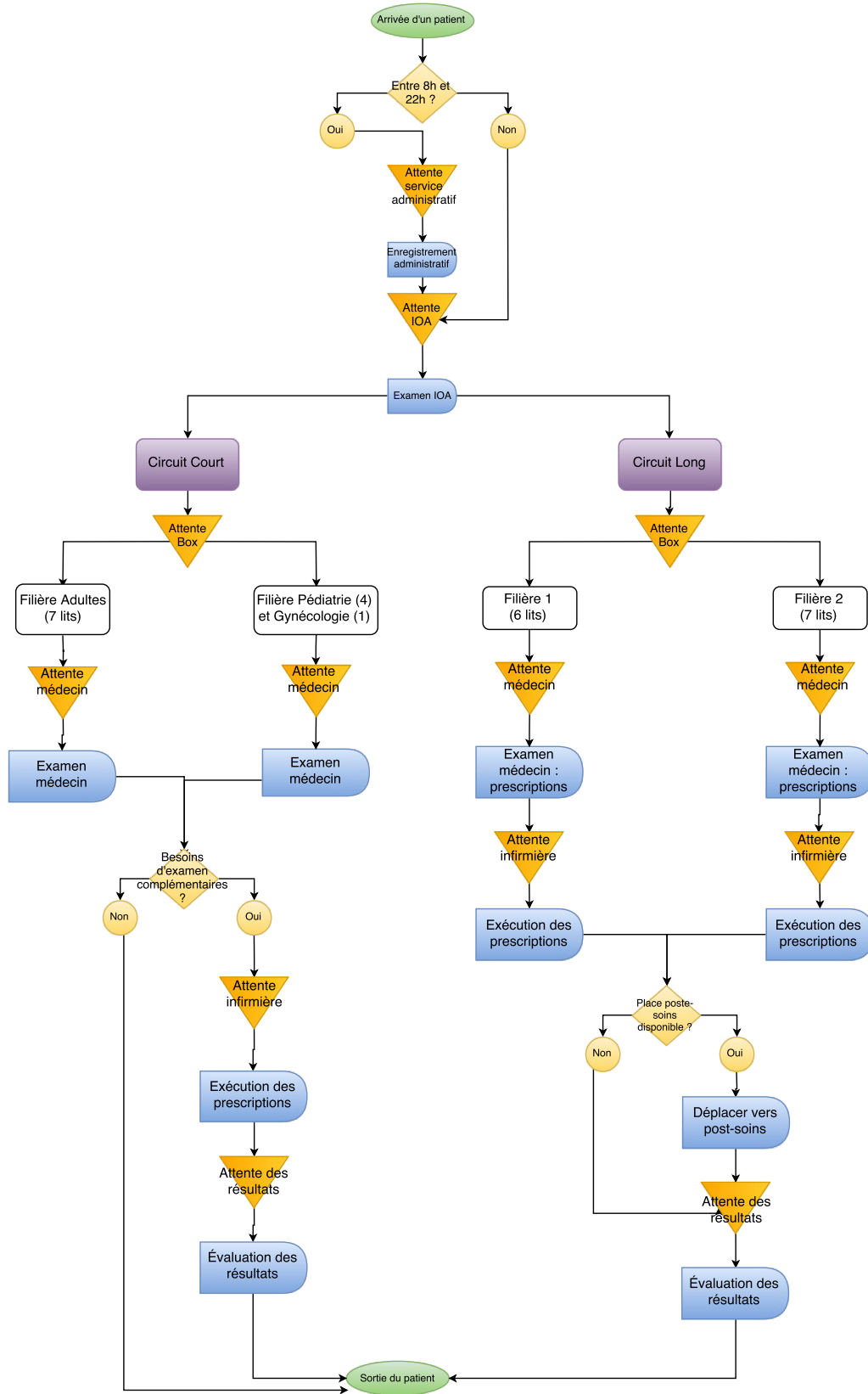


FIGURE 4.3 – Diagramme de passage des patients dans le service des urgences

### 4.4.3 Identification des ressources

Les ressources du systèmes représentent les serveurs nécessaires à l'exécution de l'ensemble des actions définies par le modèle de simulation (détaillés dans les sections 4.4.4 et 4.4.5). Les ressources sont caractérisées par leur type, leur capacité, leur disponibilité et la loi de durée de service. On distingue deux classes de ressources dans notre système : humaines et matériels.

#### Les ressources humaines

Les ressources humaines constituent l'ensemble du personnel médical et non-médical qui intervient dans la prise en charge du patient dans le service des urgences. Elles se divisent en 4 catégories :

- Médecin : responsable du suivi d'un patient dès son admission à un box de traitement.
- Interne : suivi des patients sous la responsabilité d'un médecin, peut aussi mener l'examen médecin pour les patients du circuit court (EP1 et EP2).
- Infirmier : exécute toutes les opérations médicales prescrites par le médecin.
- Aide-soignants : gère et exécute les opérations paramédicales (déplacement box, préparation du patient, nettoyage du box ...).

Le SU du CHT gère actuellement son effectif médical et paramédical pour chaque circuit (court et long) de la manière suivante :

- Circuit court : 2 médecins, 1 interne de médecine, 1 infirmière et 1 aide-soignant disponibles 24h/24.
- Circuit long : 2 médecins, 2 internes de médecine, 2 infirmières et 2 aides-soignant disponibles 24h/24.

En plus du personnel décrit ci-dessus, le SU dispose d'une infirmière organisatrice de l'accueil (IOA) accompagné d'un aide-soignant qui sont disponibles 24h/24 sur le poste d'accueil des patients. L'effectif médical et paramédical est dynamique vis a vis de leur affiliation par circuit ou filière : dans le cas ou une filière rencontre une forte affluence, à cause de la longue durée de prise en charge des patients par exemple (le cas des 2 filières du circuit long), le médecin responsable de la filière peut demander de basculer une infirmière ou un aide-soignant pour fluidifier la prise en charge des patients dans sa filière.

#### Ressources matérielles

Pour assurer les services de prise en charge des patients, le SU dispose, en plus de ses ressources humaines, d'un plateau technique lui permettant la prise en charge complète de ses patients. Ce plateau comporte :

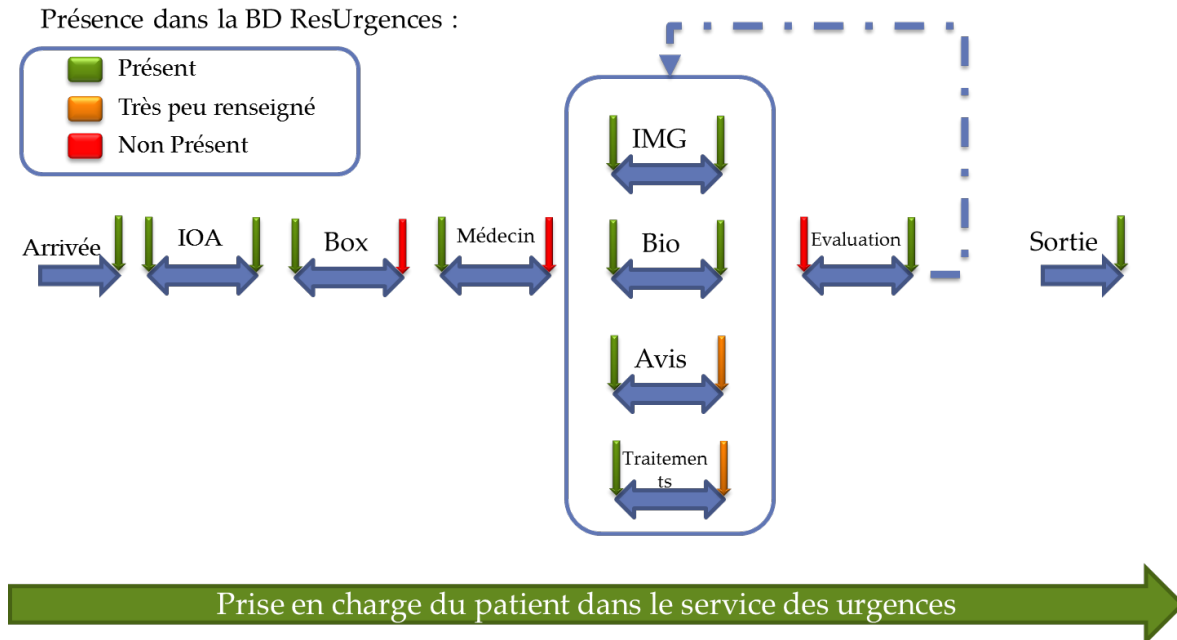


FIGURE 4.4 – Les actions à valeur ajoutée et la présence de leur date dans la BD su SI

- 14 box de traitement + 2 chambres sécurisées.
- 15 chariots de soins.
- 1 service radiologie dédié au service des urgences.
- 1 service biologie partagé avec tous les services de l'hôpital.
- 1 salle post-soins.

Les ressources citées ci-dessus sont les ressources clefs qui interviennent directement dans le processus de la prise en charge d'un patient, celles-ci ne sont pas exhaustives vu qu'elles n'incluent pas d'autres ressources telles-que : brancards, médicaments ...

#### 4.4.4 Identification des actions à valeur ajoutée

Les actions à valeur ajoutée sont les opérations qui agissent directement sur le parcours du patient et modifient son état dans le système (en attente, en processus, en transit ...) [95, 145]. On identifie dans le parcours d'un patient dans le service des urgences 3 catégories principales d'actions à valeur ajoutée : Vérification administratif, Examen IOA (infirmière organisatrice d'accueil), Diagnostic médecin et Prescriptions. Ces actions seront expliquées dans les sections suivantes.

### **Vérification administrative**

La vérification administrative est le premier contact du patient avec le personnel du SU. Cette phase permet la vérification des coordonnées du patient (nom, prénom, âge ...). Un agent administratif est disponible chaque jour de 8h jusqu'à 22h pour accueillir les patients, de 8h à 22h. Cette étape est assurée par l'infirmière organisatrice d'accueil (IOA) entre 22h et 8h.

La vérification administrative sert aussi à évaluer visuellement l'état du patient pour déterminer s'il est en cas d'urgence ou pas. Dans le cas où le patient est en situation urgente, l'agent administratif prévient l'IOA pour qu'elle prenne en charge directement le patient et il est alors examiné par un médecin dès que possible.

### **L'examen IOA**

L'examen de l'infirmière organisatrice de l'accueil (IOA) est le premier contact médical du patient avec le personnel du service des urgences (sauf les cas d'urgences vitales qui ont été déjà pris en charge par le SAMU). Cette phase est importante puisqu'elle sert à évaluer l'état clinique du patient. A l'issue, l'IOA attribue au patient un temps maximal d'attente recommandé selon la gravité de son état.

Cette étape nécessite l'intervention d'une infirmière et d'un aide-soignant, le SU du CHT dispose d'une box d'examen IOA qui traite tous les patients arrivant dans la structure.

### **Le diagnostic médecin**

Le diagnostic médical est le processus de détermination de la maladie ou de l'état qui explique les symptômes et les signes d'une personne. L'information requise pour le diagnostic est généralement recueillie à partir de l'historique et d'un examen physique du patient. Souvent, une ou plusieurs procédures de diagnostic sont également effectuées au cours du processus.

Le diagnostic d'un patient du SU est souvent difficile car de nombreux signes et symptômes ne sont pas spécifiques. Par exemple, la rougeur de la peau (érythème), en soi, est un signe de nombreux troubles et ne dit donc pas au professionnel de la santé ce qui ne va pas. Ainsi, le diagnostic différentiel, dans lequel plusieurs explications possibles sont comparées et contrastées, doit être effectué. Cela implique la corrélation entre différents éléments d'information suivis de la reconnaissance et de la différenciation des modèles. Parfois, le processus est facilité par un signe ou un symptôme (ou un groupe de plusieurs) pathognomonique.

Suivant la gravité des patients, le diagnostic est réalisé soit par un médecin (dans les cas graves) ou un interne de médecine (dans les cas les moins graves) sous la responsabilité

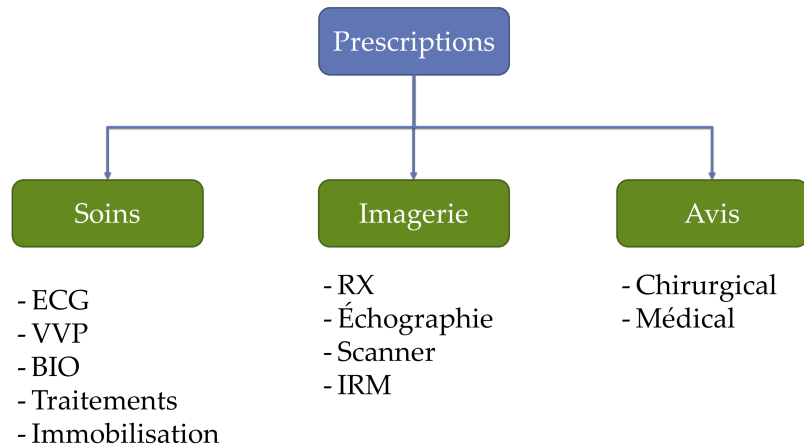


FIGURE 4.5 – Les différents types de prescriptions

d'un médecin. Chaque circuit (long et court) dispose d'une équipe de médecins et internes disponibles 24h/24 en effectif présenté dans la section 4.4.3.

### Les prescriptions

Une prescription médicale est un acte par lequel un médecin indique à son patient des recommandations qu'il doit respecter pour se soigner. La prescription médicale comporte souvent une liste de remèdes (médicaments) mais elle peut aussi indiquer les dispositifs médicaux à mettre en place ou les autres professionnels de santé auxquels s'adresser (par exemple un masseur-kinésithérapeute ou un spécialiste). La prescription médicale qui indique la posologie et les conditions d'utilisation d'un médicament est rédigée sur une ordonnance.

Un patient du service des urgences peut avoir plusieurs prescriptions selon son cas. Elles sont catégorisées en 3 classes : soins divers, imagerie, et avis spécialisé. Ces dernières sont illustrées dans la figure 4.5.

- ECG : L'électrocardiographie
- VVP : La voie veineuse périphérique
- BIO : Examen biologique
- IRM : L'imagerie par résonance magnétique

#### 4.4.5 Identification des actions à valeur non-ajoutée

Les actions à valeur non ajoutée sont des opérations effectuées ou nécessitent l'utilisation des ressources du système pour assurer le bon fonctionnement du service sans changer ou modifier l'état des entités (patients) [145]. Il est important d'identifier ces dernières car elles consomment les ressources du système comme n'importe quelle autre opération. Le fait de

les ignorer peut engendrer une sous-estimation de la charge des ressources et ainsi une mal-représentation du système réel.

TABLE 4.1 – Actions à valeur non ajoutée

Opération	Ressource	Durée	Nombre	Fréquence	Contraintes
Passation des commandes pharmacie	Infirmière	1h	1	Semaine	dimanche soir entre 22h et 6h du lundi matin
Réception et rangement des commandes	Infirmière ou aide-soignant	1h 30m	1	Semaine	à exécuter le mercredi
Vérification des box de filière	Infirmière	30m	4	Jour	entre 7h et 8h
Vérification complète des chariots	Infirmière ou aide-soignant	1h 30m	15	Mois	
Vérification quotidienne des chariots	Infirmière ou aide-soignant	20m	10	Jour	
Ramassage des sacs de poubelle	Aide-soignant	45m	2	Jour	à 18h et à 6h
Vérification des brancards	Aide-soignant	20m	4	Jour	entre 7h et 9h
Gestion du matériel et vestiaire	Aide-soignant	30m	1	Lundi au Vendredi	entre 9h et 11h

Pour assurer la bonne prise en charge d'un patient dans le SU du CHT, les tâches du personnel ne se limitent pas aux opérations médicales ou paramédicales. En effet, il est également amené à gérer et maintenir le flux physique (équipement médical, médicaments ...) et le flux d'information dans le SU. Le tableau 4.1 présente les différentes actions à valeur non ajoutées au sein du service des urgences. Elles seront ainsi modélisées et prises en compte dans le modèle pour bien reproduire le fonctionnement du service.

#### 4.4.6 Règles de priorité des files d'attentes

Les patients des urgences suivent une règle particulière concernant leur passage dans le SU. En effet l'état médical du patient impacte directement sa priorité de passage dans le service : un patient plus grave est plus prioritaire qu'un patient avec une pathologie relativement moins grave. Néanmoins, si on se base que sur la gravité médical, il se peut qu'un patient avec un état stable attends pour une longue durée à cause de la présence permanente des patients avec un état plus grave. De ce fait, la priorité de passage dans les service des urgences est un compromis entre la gravité des patients et leur date d'arrivée.

En général, le personnel médical est le responsable de l'estimation de la priorité de chaque patient dans le service puisqu'il est le seul à pouvoir estimer sa gravité. Nous allons détailler par la suite une approche qui nous permet de modéliser cette priorité dans notre système.

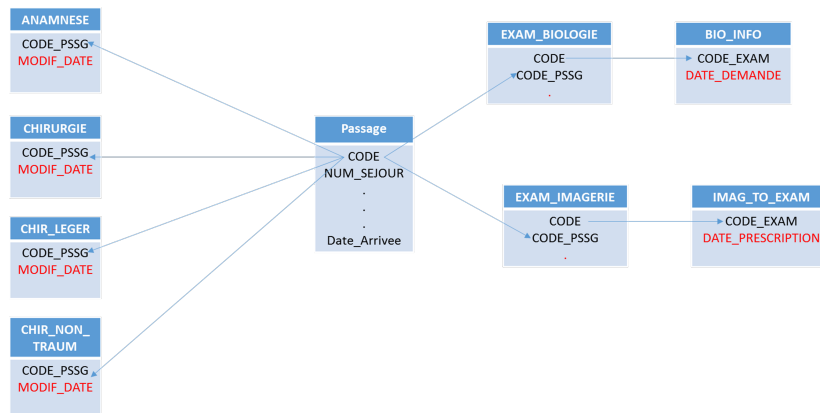


FIGURE 4.6 – Exemple d’extraction de la date de l’examen du médecin (la date au plus tôt parmi les différentes opérations) d’un passage au SU

## 4.5 Sources des données et protocole de collecte

L’extraction de données est l’étape où les données sont analysées et explorées pour récupérer des informations pertinentes à partir de sources de données (comme une base de données) dans un schéma spécifique. Un traitement ultérieur des données est effectué, ce qui implique l’ajout de méta-données et d’autres données d’intégration ; un autre processus dans le flux de données. La majeure partie de l’extraction de données provient de sources de données non structurées et de différents formats de données. Ces données non structurées peuvent être sous quelque forme que ce soit, telles que les tableaux, les index et les analyses.

Comme indiqué dans la section précédente, le SU du CHT dispose d’un outil de gestion des passages des patients dans le service. Il est notamment considéré comme une source majeure des données concernant les opérations de prise en charge du patient et leur date de début et de fin. Pour récupérer les données concernées sur l’historique des passages dans le service, il faut communiquer directement avec la base de données du logiciel et identifier les champs qui correspondent à la date de début et de fin de chaque opération à valeur ajoutée listée dans la section 4.4.4. La figure 4.6 présente un exemple d’identification du champ correspondant à la date de début de l’examen médecin.

La base de données de ResuRgences (système d’information du service des urgences) rencontre un problème classique d’une grande partie des systèmes d’information qui est le manque de champs de données. Ce problème est souvent lié à mauvais usage du système ainsi que l’ignorance de l’importance des informations par l’utilisateur (administrateur). Malheureusement les données de date de début ou de fin de quelques opérations ne sont pas présentes dans la base de données du système d’information du CHT ou sont peu renseignées. La figure 4.4 présente un schéma des opérations à valeur ajoutée ainsi qu’une indication sur la présence de leur date de début/fin dans la BD.

Temps base de données	Temps enquête	Autres (documents diverses)
- Examen IOA	- Déplacement Box	- Temps examen biologie
- Traitements/soins infirmières	- Examen médical	(étude menée par le service biologie)
- Prescriptions	- Prise de sang (examen biologique)	- Etude sur le temps évaluation radiologue menée par le service radiologie
- Brancardage (imagerie)	- Temps avis spécialisés	

FIGURE 4.7 – Source des données sur les temps opératoires

Afin d'extraire toutes les données concernant les temps opératoires, Nous avons élargi nos sources pour inclure les différents rapports internes du CHT qui portent sur les activités principales ou annexes au service des urgences. Nous avons aussi établi un protocole de suivi des patients dans le SU qui consiste à enregistrer la date de chaque opération afin, d'une part, de comparer les données sur terrain avec les données récupérer de la BD du SI, et d'autre part pour récupérer les données manquantes de la BD. La figure 4.8 présente un exemple d'une feuille de suivi de passage des patients dans un box de traitement du circuit court. Elle englobe les différentes opérations présentées dans la section précédente.

## 4.6 Modélisation des données d'entrée

### 4.6.1 Modélisation des lois de probabilité

La modélisation des lois de probabilité est la procédure de sélection d'une distribution probabiliste qui correspond au mieux à un ensemble de données, ainsi qu'à trouver des estimations des paramètres pour cette distribution. Cela nécessite un jugement et une expertise et nécessite généralement un processus itératif de choix de la distribution, l'estimation des paramètres et la qualité de l'évaluation de l'ajustement [146].

Dans la pratique, l'ajustement des lois de probabilité est une approche appliquée dans des domaines aussi divers que l'analyse des risques, l'étude de marché, la recherche économique et commerciale, l'ingénierie de la fiabilité, l'ingénierie chimique, l'hydrologie, le traitement d'image, la physique, la médecine . . . Elle peut être considérée comme un outil pour modéliser le caractère aléatoire d'un phénomène.

Cette étape est importante car elle est à la base des données d'entrée qui alimentent le modèle de simulation. Les différents temps opératoires et durée inter-arrivées sont souvent modélisés par une loi de probabilité avec leurs paramètres correspondants. Ces lois peuvent être fixes au cours de l'horizon de simulation ou dynamique en fonction du temps ou des évé-



Circuit Court - Box 1					
		Patient 1	Patient 2	Patient 3	Patient 4
Arrivée urgences					
IOA	Debut				
	Fin				
Box	Debut				
	Fin				
	Ressource				
Examen Médecin	Debut				
	Fin				
	1 Ressource				
2	Debut				
	Fin				
	Ressource				
Biologie	Debut				
	Fin				
	1 Ressource				
2	Debut				
	Fin				
	Ressource				
Imagerie	Debut				
	Fin				
	1 Ressource				
2	Debut				
	Fin				
	Ressource				
Soins infirmières	Debut				
	Fin				
	1 Ressource				
2	Debut				
	Fin				
	Ressource				
3	Debut				
	Fin				
	Ressource				
3	Debut				
	Fin				

FIGURE 4.8 – Exemple de feuille de suivi de passage de patient dans le service des urgences

nements spéciaux (e.x augmentation du temps de défaillance suite à une défaillance majeure) [145].

Il existe plusieurs outils de modélisation et d'ajustement des lois de probabilité sur un ensemble des données. Parmi ces outils, on cite "Input Analyser" : l'outil intégré du simulateur ARENA [145] et le package "fitdistrplus" du logiciel libre des statistiques "R" [146] que nous avons utilisé dans notre étude.

### Choix de la loi de probabilité

Avant d'ajuster une loi de probabilité à un ensemble de données, il est généralement nécessaire de choisir de bons candidats parmi un ensemble prédéfini de distributions. Ce choix peut être guidé par la connaissance des processus stochastiques régissant la variable modélisée ou, en l'absence de connaissance du processus sous-jacent, par l'observation de sa distribution empirique.

Dans un premier temps, il est courant de commencer par tracer des graphiques de la densité empirique de probabilité et de l'histogramme des données, qui peuvent être obtenus avec la

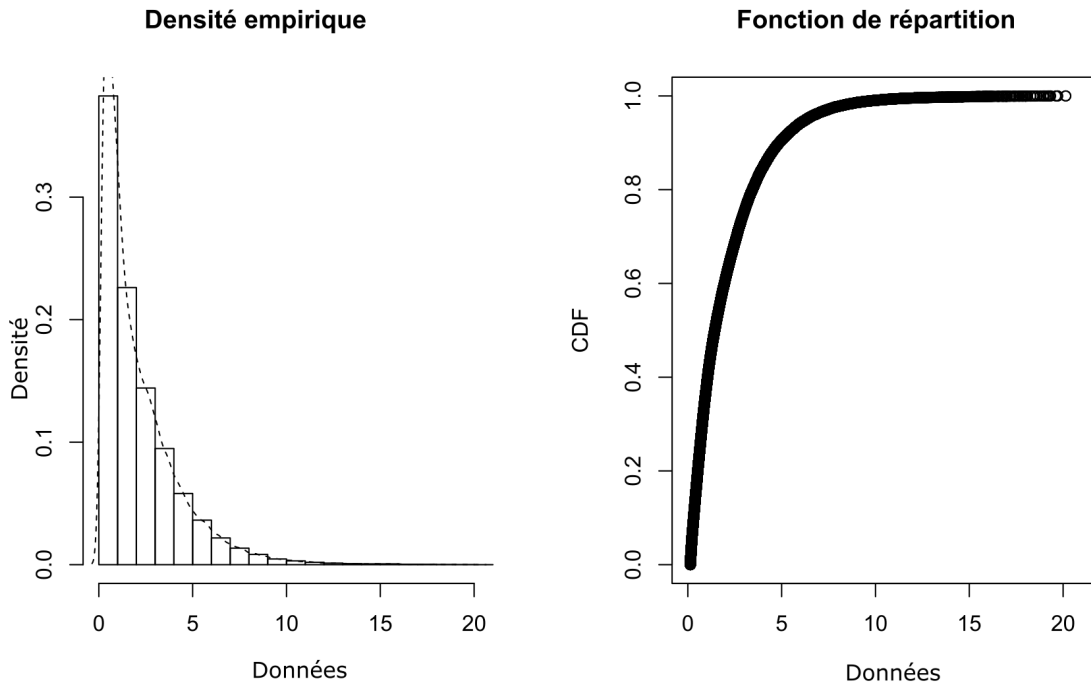


FIGURE 4.9 – Exemple d’histogramme et densité de probabilité de la variable temps de prise en charge des patients en heures

fonction `plotdist` du package `fitdistrplus`. Cette fonction fournit deux graphiques : le tracé de gauche est par défaut l’histogramme sur une échelle de densité et le graphique de droite le cumul empirique de la densité de probabilité figure 4.9.

En plus des parcelles empiriques, les statistiques descriptives peuvent aider à choisir les candidats pour décrire une répartition entre un ensemble de distributions paramétriques. Surtout l’asymétrie et la kurtosis (coefficient d’aplatissement de Pearson), liés aux troisième et quatrième moments, sont utiles à cette fin. Une asymétrie non nulle révèle un manque de symétrie de la distribution empirique, tandis que la valeur de la kurtosis représente un repère par rapport à la distribution normale pour laquelle la kurtosis est égale à 3. L’asymétrie et la kurtosis et leur estimateur non-biaisé [147] d’une variable  $X$  de  $n$  observation sont donnés par les relations 4.1 et 4.2 respectivement.

$$\widehat{sk} = \frac{\sqrt{n(n-1)}}{n-2} \times \frac{m_3}{m_2^{\frac{3}{2}}} \quad (4.1)$$

$$\widehat{kr} = \frac{n-1}{(n-2)(n-3)} \left( (n+1) \times \frac{m_4}{m_2^2} - 3(n-1) \right) + 3 \quad (4.2)$$

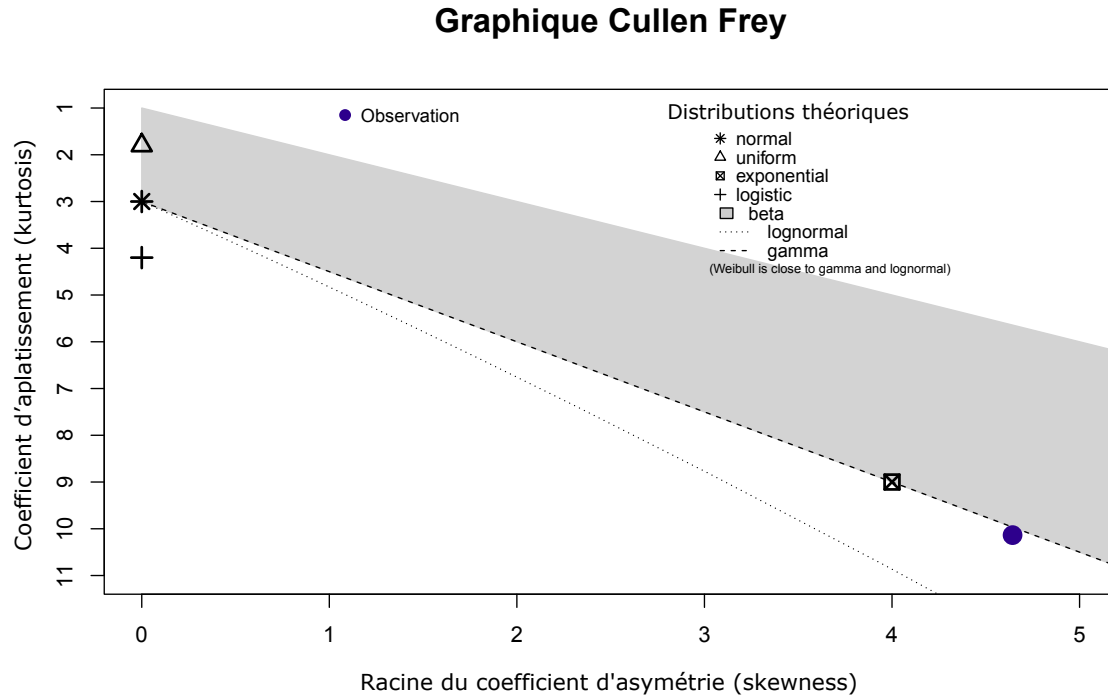


FIGURE 4.10 – Exemple de graphique Cullen Frey de la variable temps de prise en charge des patients en heures

Avec  $m_k$  est le moment d'ordre  $k$  défini par :  $m_k = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^k$ , ou  $x_i$  représente une observation de l'ensemble  $n$  et  $\bar{x}$  leur moyenne.

La fonction "*descdist*" fournit des statistiques descriptives classiques (minimum, maximum, médiane, moyenne, écart type), asymétrie et kurtosis. Un graphique d'asymétrie-kurtosis tel que celui proposé par Cullen et Frey [148] est fourni par la fonction "*descdist*" pour la distribution empirique (figure 4.10). Sur ce graphique, les valeurs pour les distributions courantes sont affichées afin d'aider au choix des distributions en fonction des données. Pour certaines distributions (normales, uniformes, logistiques, exponentielles), il n'y a qu'une seule valeur possible pour l'asymétrie et la kurtosis. Ainsi, la distribution est représentée par un point unique sur le graphique. Pour d'autres distributions, les zones de valeurs possibles sont représentée en des lignes (comme pour les distributions gamma et lognormal), ou des zones plus grandes (comme pour la distribution bêta).

#### Ajustement des lois par la méthode maximum de vraisemblance

Une fois sélectionnées, les distributions paramétriques  $f(\cdot|\theta)$  (avec  $\theta \in \mathbf{R}$  l'ensemble des paramètres de la loi) peuvent être adaptées à l'ensemble de données. On utilise la fonction "*fitdist*" pour chaque loi afin d'estimer ces paramètres. Ces derniers sont par défaut estimés

en maximisant la fonction de vraisemblance définie par la formule 4.3.

$$L(\theta) = \prod_{i=1}^n f(x_i|\theta) \quad (4.3)$$

avec  $x_i$  une observation de la variable  $X$  et  $f(\cdot|\theta)$  est la fonction de densité de la loi paramétrique en question.

La fonction *fitdist* renvoie les résultats suivants : (1) les estimations des paramètres  $\theta$  (2) les erreurs standards estimées (calculées à partir de l'estimation de la matrice Hessienne à la solution de maximum de vraisemblance), (3) le log de vraisemblance, (4) les critères d'information Akaike et Bayesian (appelés AIC et BIC), et (5) la matrice de corrélation entre les paramètres estimés. Parmi les différentes lois testées, celle qui a le critère AIC le plus faible est la loi qui modélise le mieux les données en question [93, 147, 148]. Cette loi est alors retenue avec les paramètres estimés pour modéliser les données d'entrée.

#### 4.6.2 Analyse et modélisation des données d'entrée

##### La loi d'arrivée

La loi inter-arrivées désigne la distribution probabiliste qui décrit la durée qui sépare deux arrivées au service des urgences. La nature des arrivées au service des urgences est fortement corrélée avec l'heure dans la journée puisqu'elle est impactée par le comportement humain. En effet, on remarque sur le graphique 4.11 que le taux horaire des arrivées des patients (nombre d'arrivée par heure / le total) dans le SU suit une allure répétitive d'un jour à un autre.

Tandis que le nombre d'arrivées au SU varie d'un jour à un autre, on remarque, d'après le graphique 4.11, que le taux des arrivées suit un comportement typique quel que soit le jour. On remarque que celui-ci est faible durant la période de nuit profonde (de 00h à 6h) et augmente durant la journée (de 8h à 21h) avec des pics d'affluence à 10h, 14h et 18h. De cet effet, et pour mieux modéliser le temps inter-arrivée des patients dans le service, on a découpé la journée en 24h et on a généré une loi paramétrique dépendante du nombre d'arrivées quotidien pour chaque créneau horaire de la journée. Cette démarche est fortement recommandée pour la modélisation des services des urgences en particulier et pour les systèmes suivant un comportement humain en général (super-marchés, banques ...) [149].

Soit  $T_i$  la variable aléatoire qui modélise le temps d'inter-arrivée,  $t_h$  le taux moyen d'arrivées observés pour l'heure  $h$  du jour et  $Y_j$  le nombre d'arrivées quotidien pour le jour  $j$ , suivant la démarche introduite dans la section précédente (4.6.1), on retrouve que la loi qui modélise le temps d'inter-arrivée des patients est la loi exponentielle de moyenne  $Y_j \times t_h$ , i.e.  $T_i \sim \text{Exp}(\frac{1}{Y_j \times t_h})$ .

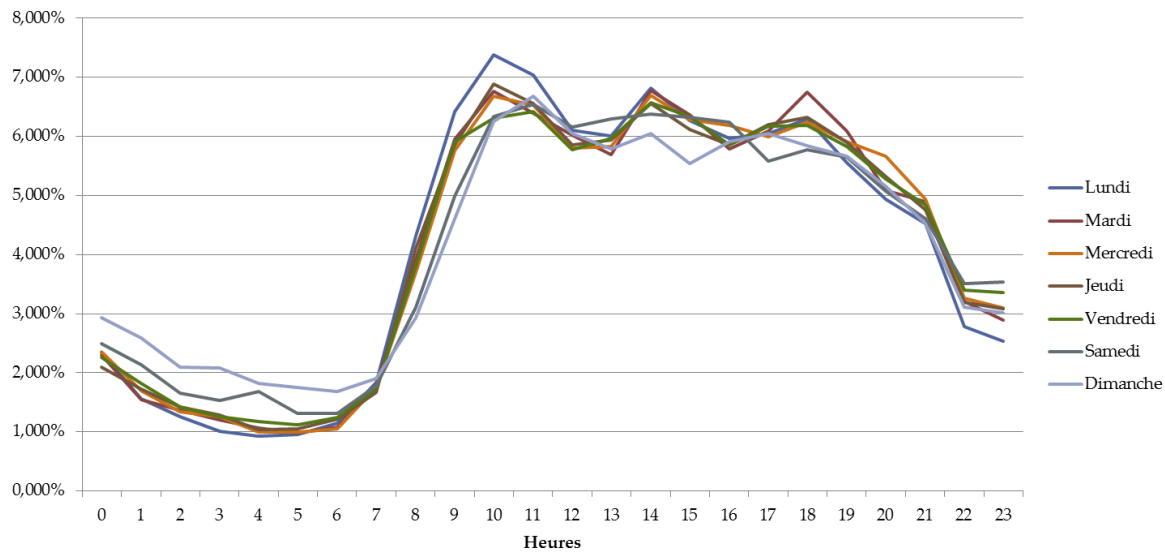


FIGURE 4.11 – Taux d’arrivé des patients dans le CU du CHT par jour de la semaine et par heure

TABLE 4.2 – Synthèse des lois des temps opératoires

Opération	Temps (min)
Examen IOA	de 8h à 22h : $\sim N(4;1)$ de 22h à 8h : $\sim N(7;1)$
Déplacement Box	Circuit court : $\sim U(5;10)$ Circuit long : $\sim U(5;15)$
Examen Médical	$\sim N(3;1)$
Traitements/soins infirmiers	Circuit court : $\sim U(1;5)$ Circuit long : $\sim U(5;15)$
Prescriptions	$\sim U(1;2)$
Brancardage (imagerie)	$\sim U(5;10)$
Prise de sang	$\sim U(10;15)$
Temps examen biologie	$\sim U(21;172)$
Évaluation radiologue	$\sim N(151; 13)$
Avis spécialiste	$\sim U(60;240)$
Examen final	$\sim N(3;1)$

### Lois des temps opératoires

Comme pour la loi d’inter-arrivées, on a mené une étude sur les temps opératoires nécessaires à la modélisation du système. Les différentes opérations ont été introduites dans la section 4.4.4. Suivant la même démarche d’ajustement des lois présentée auparavant, on retrouve les lois qui modélisent le mieux nos temps opératoires. Le tableau 4.2 présente une synthèse des lois de ces derniers.

### 4.6.3 Modélisation des règles des files d'attente

Les règles de priorité des files d'attentes représentent un point crucial dans la modélisation à événements discrets. Elles permettent de définir, dans le cas où il y a plusieurs entités (patients) qui sont en attente du même serveur, l'entité qui sera traitée en priorité. Il existe, dans la littérature, plusieurs règles standard pour modéliser les Files d'Attente (FdA), les plus fréquentes sont : FIFO acronyme de "First In First Out" qui se traduit premier arrivé premier servi, LIFO acronyme de "Last In First Out" qui se traduit dernier arrivé premier servi et RANDOM qui modélise une file d'attente dont la priorité est aléatoire [145].

Dans notre cas, la priorité des patients pour un service donné (opération) est soumise à deux conditions qui sont la date d'arrivée et la gravité du patient (comme expliqué dans la section 4.4.6). Dans ce cas, il faut modéliser nos files d'attente d'une méthode qui se base sur un attribut supplémentaire qu'on affecte à un patient (entité) et qui servira comme indicateur de priorité dans les files d'attente [145].

La priorité d'un patient augmente si son état est plus grave et s'il est arrivé en premier. On peut donc attribuer un indicateur de priorité en se basant sur son attribut EP et sa date d'arrivée. Soit  $EP$  (indice allant de 1 jusqu'à 7, voir section 2.5) qui indique la gravité du patient et  $T_{arr}$  la date de son arrivée au SU, on peut poser  $P_{FdA} = \frac{EP}{T_{arr}}$  un indicateur de priorité pour toutes les files d'attentes du service : plus l'indice  $P_{FdA}$  est élevé plus le patient est prioritaire par rapport aux autres.

## 4.7 Développement du modèle de simulation

Nous présentons dans cette partie les études spécifiques concernant la modélisation et la simulation du service des urgences du Centre Hospitalier de Troyes. Afin de prendre en considération un maximum de caractéristiques du système étudié, nous avons utilisé la simulation à événements discrets sous le logiciel ARENA. Le modèle va servir ainsi comme un outil d'aide à la décision ou plateforme d'essais pour tester différents scénarios et différentes configurations en se basant sur l'évaluation de performances et l'optimisation empirique.

Nous allons donc dans un premier temps présenter des généralités sur la simulation par événements discrets et le logiciel ARENA, ainsi que les différentes étapes de réalisation et de validation d'un modèle de simulation. Dans un deuxième temps, nous décrirons le développement du modèle réalisé pour le service des urgences avec la présentation des données d'entrée et de sorties (indicateurs de performance). Enfin, nous terminerons par la partie tests et validation du modèle.

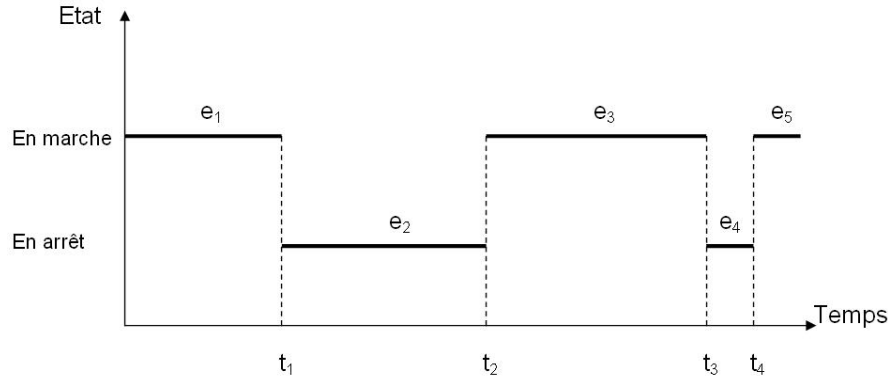


FIGURE 4.12 – Évolution des états d'un système au cours du temps

### 4.7.1 Généralités sur les outils de simulation à événements discrets

#### Simulation par événements discrets

La simulation par événements discrets consiste à modéliser l'évolution d'un système réel dans le temps. Cette modélisation se base sur une représentation dans laquelle les variables du système ne changent qu'en un nombre fini ou dénombrable de points isolés dans le temps [150]. Ces points sont les instants où un changement de l'état du système se produit. Ces changements sont donc les événements qui nous intéressent pour la simulation. Cela est modélisé dans la figure 4.12 où nous présentons l'évolution des états d'un système au cours du temps. Le système possède donc deux états : en marche ou en arrêt. Chaque événement est un instant précis  $t_i$  de changement d'état du système  $e_i$ .

Comme nous l'avons mentionné auparavant, la simulation par événements discrets a comme objectif principal d'appréhender le comportement de systèmes complexes dont l'évolution est difficile à prévoir et à évaluer par toutes autres méthodes [3]. Rappelons que cette technique a été utilisée dans un nombre important de travaux comme celui de Misra en 1986 [151], de Williams et Ahitov en 1996 [100], de Chehade *et al.* [107], d'El Mahi *et al.* [152] et Hani *et al.* [108] en 2006 ou encore présenté par Yalaoui en 2009 [153]. A citer les travaux de Holmet al [154] ou encore Guo et Tang [155] qui s'intéressent plus particulièrement à l'optimisation du SU via la simulation.

#### Étapes de réalisation d'un modèle

La simulation repose sur trois principaux éléments (figure 4.13) :

- le système,
- le modèle,
- les résultats.

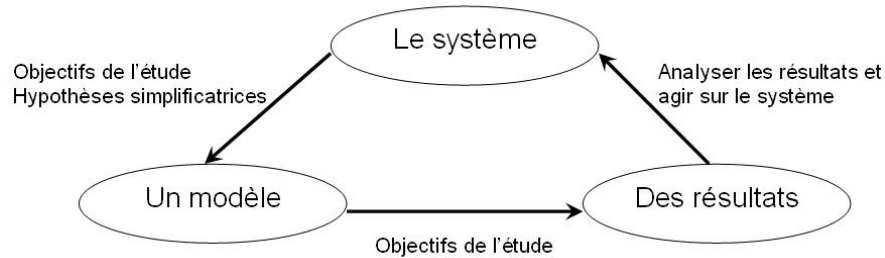


FIGURE 4.13 – Réalisation d’un modèle de simulation [3]

Une fois que les objectifs de l’étude sont bien définis et que des hypothèses et des données sont disponibles, nous pouvons procéder à la réalisation du modèle de simulation. Ce modèle, dont le rôle est de représenter la dynamique du système, va permettre d’obtenir des résultats numériques. L’analyse de ces résultats sert à guider les prises de décision concernant le système et donc d’agir sur ce dernier.

En conséquence, la simulation d’un système passe par plusieurs étapes :

- Analyse et recueil des données.
- Modélisation.
- Implémentation.
- Simulation.
- Validation.

**Analyse et recueil des données :** Dans cette étape, le contexte, le problème et les objectifs de l’étude sont précisés. Des données doivent être alors recueillies afin de quantifier les attributs et de décrire les règles de gestion qui s’appliquent au système [153]. Ces données peuvent concerner les temps d’inter arrivées des patients, les temps d’attente, les temps de traitement, les temps des examens, ...

**Modélisation :** Cette étape est importante pour la réalisation du simulateur d’un système. Elle comporte la simplification du système physique et la définition de sa dynamique (événements, changements d’états, ...). Cette définition peut être soit sous mode déclaratif, soit en s’appuyant sur des méthodes spécifiques tels que les réseaux de Petri ou les files d’attente [156].

**Implémentation :** Cela consiste à coder, avec un langage particulier, une solution du problème. Cette dernière peut représenter les changements d’état des entités physiques, les règles de gestion des files d’attente, les règles de circulation des entités ou autres.



**Simulation :** C'est la partie d'utilisation du modèle implémenté pour des problèmes concrets. Elle consiste à tester différentes configurations du système et à en choisir celle qui correspond au mieux aux objectifs de l'étude.

**Validation :** Cette étape est primordiale pour avoir un modèle de simulation fiable. Nous en discutons en détails dans la partie suivante.

### Étapes de validation d'un modèle

Un modèle efficace d'évaluations de performances repose essentiellement sur l'étape de validation dont la difficulté varie selon la complexité du système étudié. Pour Goodall [157], la validation est un test qui permet de déterminer à quel point le modèle reflète la réalité. Cela passe par trois étapes essentielles [156] : la validation des données, la validation conceptuelle et la validation opérationnelle. Nous détaillons ci-dessous ces trois étapes.

**Validation des données :** Rykiel [158] précise que la validation des données permet de vérifier que le modèle représente efficacement le système. Il existe essentiellement deux moyens pour réaliser la validation des données :

- Données historiques : la validation par des données historiques consiste à comparer les résultats de la simulation avec les performances mesurées sur des périodes de fonctionnement du système.
- Expertises humaines : cette validation se fait en se basant principalement sur l'expertise de personnes ayant des connaissances approfondies du système étudié.

**Validation conceptuelle :** Cette validité est considérée comme une justification acceptable du contenu scientifique du modèle mais ne garantit pas l'exactitude des prédictions du modèle [156]. Le modèle est ainsi validé à partir des théories et des hypothèses. Le travail consiste donc à vérifier que ces théories, sur lesquelles se base le modèle conceptuel, sont correctes ou justifiables. Cela permet de vérifier l'efficacité du modèle, de sa structure ainsi que celle des différentes relations logiques, mathématiques utilisées.

**Validation opérationnelle :** Ce moyen de validation permet de vérifier le modèle dès le début de son processus de construction. La validation opérationnelle conduit à une comparaison entre les données simulées et celles attendues par observation et mesurées sur le monde réel [156]. Cette comparaison se fait en utilisant des tests statistiques (moyennes, variances, ...) mais ces derniers ne peuvent pas garantir la validité du modèle au sens absolu du terme étant donné que le modèle est simplifié. Le modèle est adéquat avec la représentation du système modélisé si les sorties du modèle correspondent aux données réelles.

## Quelques logiciels de simulation

De nombreux logiciels de simulation existent déjà sur le marché avec plus ou moins la même finalité (modélisation et simulation), mais différents en terme de fonctionnalités, d'interfaçage et de capacité à être couplés ou non avec d'autres outils ou logiciels. Nous présentons ci-dessous une liste non exhaustive de quelques logiciels avec leurs principales caractéristiques.

Le logiciel *ARENA* a été développé initialement par *Systems Modelling Corporation* et il est commercialisé aujourd'hui par **Rockwell Automation**. Il offre une réponse pour la simulation et l'optimisation des flux et des processus industriels. Il intègre une large gamme de fonctions de modélisation et une possibilité de couplage avec d'autres outils (exemples : Excel, Word, base de données) ou avec des fonctions programmées pour des objectifs d'optimisation. L'utilisation de ce logiciel couvre plusieurs domaines industriels comme l'automobile, l'aéronautique mais aussi différents systèmes comme les hôpitaux, banques ou autres [159]. Plusieurs travaux présentent différentes applications de simulation avec ce logiciel comme dans celui de Vamanan *et al.* [160] en 2004. Nous avons décidé d'utiliser ce logiciel vu sa capacité à modéliser des systèmes plutôt complexes et son aptitude à être couplé avec d'autres logiciels ou programmes [161].

*FLOWSIM* de l'entreprise *Creative-it* est destiné aux entreprises intéressées par la simulation et l'optimisation des flux physiques au sein de leurs ateliers. Malgré une interface ergonomique en 2D ou 3D, ce logiciel ne représente pas assez d'avantages ou de fonctionnalités facilitant les phases d'optimisation en aval de la simulation.

L'entreprise *Simcore* propose un logiciel de simulation de flux et de partie opérative nommé *AUTOMOD*. Ce dernier permet de simuler aussi bien des opérations manuelles que des systèmes automatisés discrets ou continus. L'avantage de ce logiciel est le fait qu'il possède un système de contrôle réel qui pilote la simulation.

Un autre logiciel de simulation proposé par *Simcore* est *SIMUL8*. Adapté aux industries manufacturières à processus discret ou continu, il permet de dimensionner des systèmes industriels tels que des ateliers de production ou entrepôts de stockage. Ce logiciel possède l'avantage de comporter l'outil *Optquest* comme un moyen d'optimisation ainsi qu'une possibilité de développer des fonctions en VBA (*Visual Basic for Application*).

*Lanner Group* propose le logiciel *WITNESS* avec des éléments de modélisation adaptés à différents secteurs d'activités tels que l'industrie de l'automobile, de l'agroalimentaire, de la

logistique, de la manutention, etc. Il est possible de coupler ce logiciel avec d'autres programmes ou outils comme Excel, Visio ou autres par le biais des fonctions en VBA.

Enfin, nous pouvons citer le logiciel *FLEXSIM* qui offre dans ses versions récentes une modélisation intéressante en 3D pour différents types de systèmes : logistiques, production, services, etc. ou alors le logiciel *EXTEND* utilisé par l'entreprise *1Point2*. Ces outils offrent des possibilités d'intégration de méthodes d'optimisation à travers différents modules.

## **ARENA**

ARENA est un logiciel de simulation dont la structure est une application faisant appel au langage SIMAN. Il constitue en fait l'interfaçage graphique de ce langage. L'utilisateur peut modéliser des systèmes complexes en leur associant des données et des animations à l'aide de plusieurs panneaux, encore nommés blocs, dont chacun contient une opération de modélisation.

Etant donné la diversité des applications et la facilité d'être couplé avec des modules externes, ce logiciel est considéré comme un outil très puissant : ses fonctionnalités ne se limitent pas à modéliser des systèmes industriels (automobile, aéronautique, ...) mais également des entreprises de service comme des hôpitaux ou des systèmes continus comme l'évolution du niveau d'eau dans une cuve. De ce fait, son application a prouvé son efficacité dans divers domaines comme le montrent les travaux de Yalcin et Nambdella en 2005 [106], de Hani *et al.* [108] et d'Iannoni et Morabito en 2006 [109] ou encore ceux de Dugardin *et al.* [162] et de Chehade *et al.* [163] en 2007.

Un certain nombre de fonctions plus ou moins complexes sont utilisées pour la création d'un modèle. L'ensemble ainsi composé permet de faire adopter au modèle le comportement souhaité. Le grand avantage de ce logiciel est sa possibilité d'être couplé avec d'autres programmes ou logiciels. La mise en oeuvre se fait en passant par le projet VBA (*Visual Basic for Application*) que possède chaque modèle d'ARENA. C'est avec ce code VBA que nous pouvons :

- extraire les résultats de la simulation sous un fichier texte (WordPad, Notepad, ...) ou Excel,
- utiliser des données stockées sur un fichier externe,
- coupler le logiciel avec d'autres logiciels ou programmes,
- réaliser divers travaux d'optimisation et d'amélioration.

Le code VBA est exécuté automatiquement en plaçant un bloc VBA dans l'interface ou dans le modèle ARENA. Ce bloc sert à lier le modèle de simulation avec le code VBA du projet correspondant. Il permet, une fois traversé par une entité, de lancer la fonction VB correspondante.

Vamanan *et al.* [160] donnent des explications détaillées sur les différentes fonctionnalités et propriétés des blocs VBA.

A l'image de tous les autres logiciels, l'élaboration d'un modèle sous ARENA passe tout d'abord par l'identification de la fonction que nous souhaitons modéliser, l'analyse de l'existant et l'identification des données d'entrée. En général, les données d'entrée pour un modèle ARENA peuvent être :

- la structure du système étudié (machines, bâtiments, services, ...),
- les caractéristiques des systèmes de transport / manutention (chemins, vitesses, ...),
- les caractéristiques des ressources (durée de fonctionnement ...),
- les différentes séquences (gammes),
- les temps d'inter arrivée.
- ...

Les données d'entrée du modèle utilisées dans le cadre de cette thèse sont présentées dans la partie qui va suivre.

L'étape suivante est la modélisation et la définition des fonctions que le modèle doit accomplir. Une fois que le modèle est créé et fonctionne correctement, il faut passer à sa phase de validation. Pour cela, les indicateurs de performance (ou données de sortie) du système sont intégrés au modèle de façon à pouvoir simuler le processus de production et vérifier que les indicateurs simulés et théoriques concordent. Nous pouvons imposer à un modèle de simulation avec ARENA plusieurs types de données de sortie, parmi eux :

- le nombre d'entités sortantes (produits, patients, ...).
- les taux d'occupation des systèmes de manutention.
- Les taux d'occupation des ressources humaines ou matérielles.
- Les durées d'immobilisation des entités dans le système.
- ...

Les données de sortie du modèle de simulation du service des urgences du Centre Hospitalier de Troyes sont présentées en détails dans la section suivante.

### 4.7.2 Développement

Dans cette section nous allons présenter les principales modalités du développement de notre modèle sur le logiciel ARENA. La bonne pratique pour établir un modèle de simulation à événements discrets dans ARENA consiste à subdiviser le modèle en sous-modules qui interagissent entre eux pour construire la logique globale du modèle [145]. Ainsi, nous avons découpé notre modèle en plusieurs modules. La figure 4.14 présente une vue globale de ces derniers.

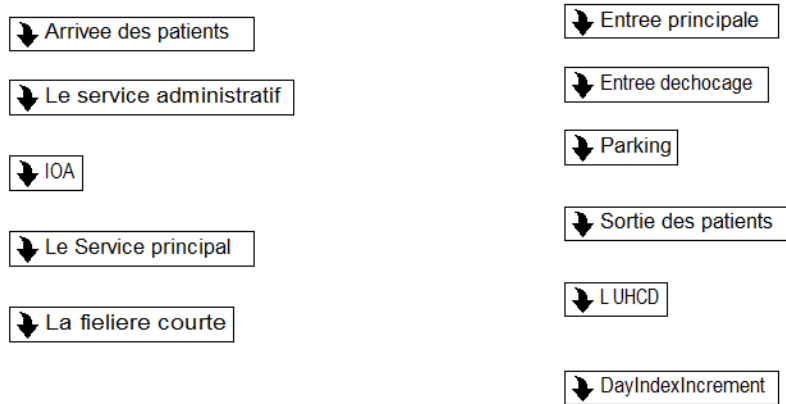


FIGURE 4.14 – Vue globale du modèle ARENA

- Entrée principale : modélisation abstraite de l'arrivée d'une entité représentant le patient (visualisation 2D/3D).
- Entrée unité des soins intensifs : modélisation abstraite de l'arrivée d'une urgence vitale qui entre directement à l'unité de soins intensifs (visualisation 2D/3D).
- Arrivée des patients : gère l'arrivée des patients.
- Le service administratif.
- IOA : modélise la phase examen par l'infirmière organisatrice d'accueil.
- Le service principal : gère la modélisation du circuit long.
- La filière courte : modélise le circuit court.
- Parking : modélisation abstraite du parking (visualisation 2D/3D).
- Sortie des patients (visualisation 2D/3D).
- UHCD : modélisation abstraite de l'unité d'hospitalisation à courte durée (visualisation 2D/3D).
- Day Index Increment : indice pour parcourir les données d'entrée des arrivées des patients.

### Arrivée des patients

Le module "Arrivée des patients" modélise le comportement aléatoire des arrivées des patients dans le SU (figure 4.15). Il comporte un bloc "Create" qui sert à générer aléatoirement des entités suivant une loi donnée. Comme expliqué dans la section 4.6.2, les arrivées suivent une loi exponentielle de paramètre variable qui dépend du nombre d'arrivées quotidiennes et du taux horaire d'arrivées :  $T_i \sim Exp(\frac{1}{Y_j \times t_h})$ . Pour y parvenir, on a besoin de stocker les arrivées des patients dans un tableau de variables, ceci est faisable à travers le module "Variables"

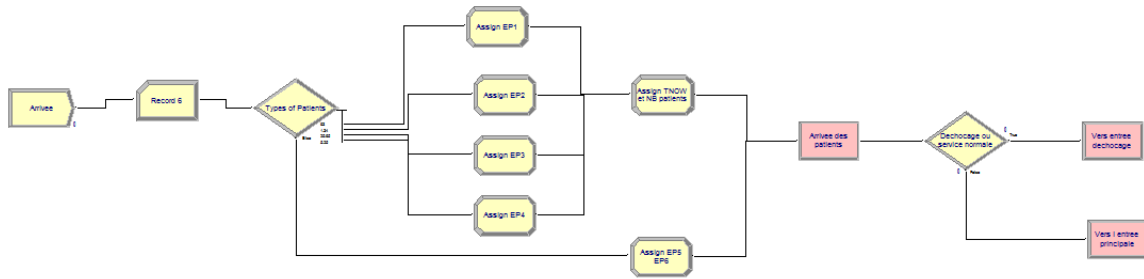


FIGURE 4.15 – Module "Arrivée des patients"

du logiciel ARENA qui nous permet de définir une variable et l'utiliser par la suite dans le modèle. Cette dernière sera un tableau d'entiers contenant le nombre quotidien total des arrivées (à noter qu'à ce stade de modélisation d'arrivée des patients, on peut injecter les valeurs prévues des arrivées des patients au lieu des valeurs observées pour prévoir les performances du modèle dans le futur). On a aussi besoin de définir de la même façon les taux des horaires des arrivées. Finalement ces données sont utilisées pour paramétrer le bloc créateur des entités représentant les patients.

Après la création (l'arrivée) d'un patient, on détermine son type d'EP suivant une probabilité uniformément distribuée selon les taux observés suivants : 63,5% EP1, 5,4% EP2, 27,3% EP3, 1,2% EP4 et 2.6% pour EP5 et EP6 (taux extraits de l'analyse statistique sur les données historiques du système portant sur les arrivées), à noter que les catégories EP5 et EP6 représentent les patients en état critique vitale et sont pris en charge par un service : unité de soins intensifs. Cette séparation par type d'EP est réalisée par le bloc "Decide" intitulé "Types of Patients" dans la figure 4.15. Les blocs "Assign" servent à attribuer le type d'EP des patients et la date d'arrivée dans le système qui seront utilisés par la suite dans la logique du modèle.

### Examen IOA

Le module examen IOA modélise l'étape de l'examen du patient par l'infirmière organisatrice de l'accueil. La figure 4.16 représente l'implémentation de la logique de cette phase dans ARENA. Un patient arrive au bloc "L'IOA" qui est de type "Transport" (sert à transporter des entités entre différents blocs [145]) le patient est mis en file d'attente pour le processus examen IOA représenté par le box "Process IOA et ASIOA" de type "Size, Delay, Release" [145]. La règle de file d'attente pour ce processus est celle présentée dans la section 4.6.3 ( $P_{FdA} = \frac{EP}{T_{arr}}$ ).

Les ressources nécessaires pour cette étape sont : une infirmière d'accueil et un aide soignant. Ces ressources et leur disponibilité sont définis dans le module "Resources" du logiciel

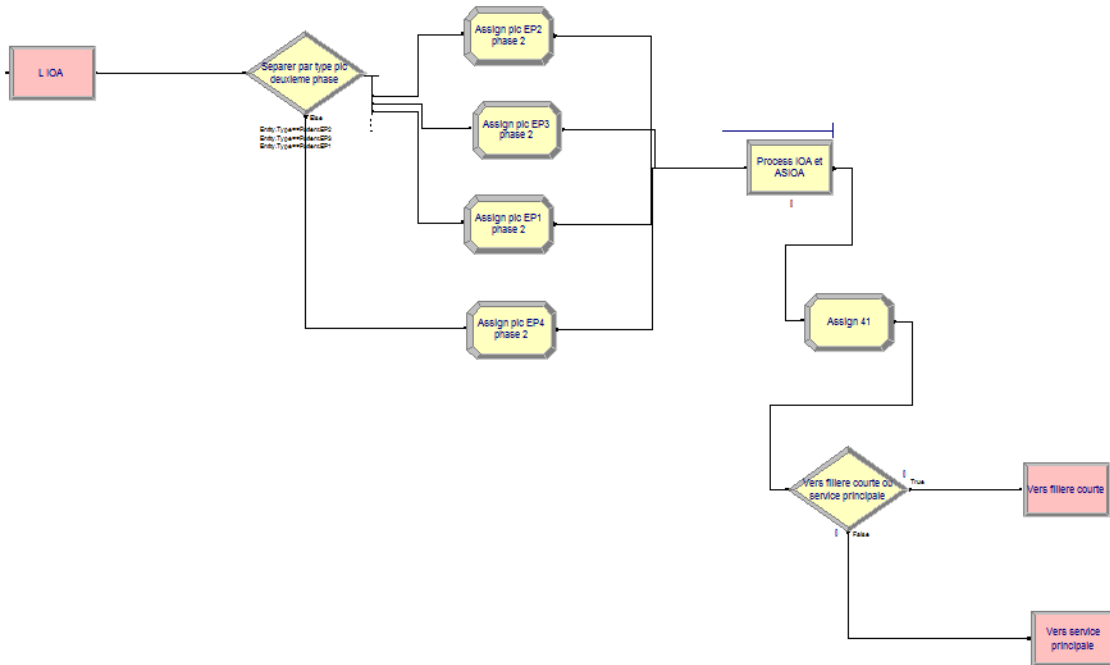


FIGURE 4.16 – Module "Examen IOA"

ARENA. Après l'examen IOA, le patient est redirigé vers le circuit court (resp. circuit long) s'il est du type EP1 ou EP2 (resp EP3 ou EP4).

### Le service principal

Le module "Service principal" modélise le fonctionnement du circuit long du service des urgences. C'est le circuit qui englobe toutes les opérations possibles du passage d'un patient dans le SU. La modélisation de ce circuit peut être décomposé en 3 étapes : déplacement en box de traitement, examen médecin et traitements/soins infirmiers. Les figures 4.17 et 4.18 présentent l'implémentation de la logique du modèle sous ARENA.

La phase de déplacement en box consiste à installer un patient dans un box de traitement dès que le couple aide soignant/box est disponible. Les ressources box et aides soignants sont définies dans le module "Resource" qui nous permet de définir une ressource, sa capacité et sa disponibilité. Une fois que cette étape est réalisée, on enregistre sa date pour calculer le temps d'attente avant l'installation dans le box de traitement (figure 4.17).

Une fois le patient installé dans la box de traitement, il est mis en état d'attente pour l'examen (diagnostic) médecin. Ceci est réalisé par l'acheminement de l'entité vers un bloc de type "Size, Delay, Release" qui consiste à réserver une ressource pour accomplir une tâche, simuler le temps de traitement de cette tâche par un retard "Delay" et libérer la ressource

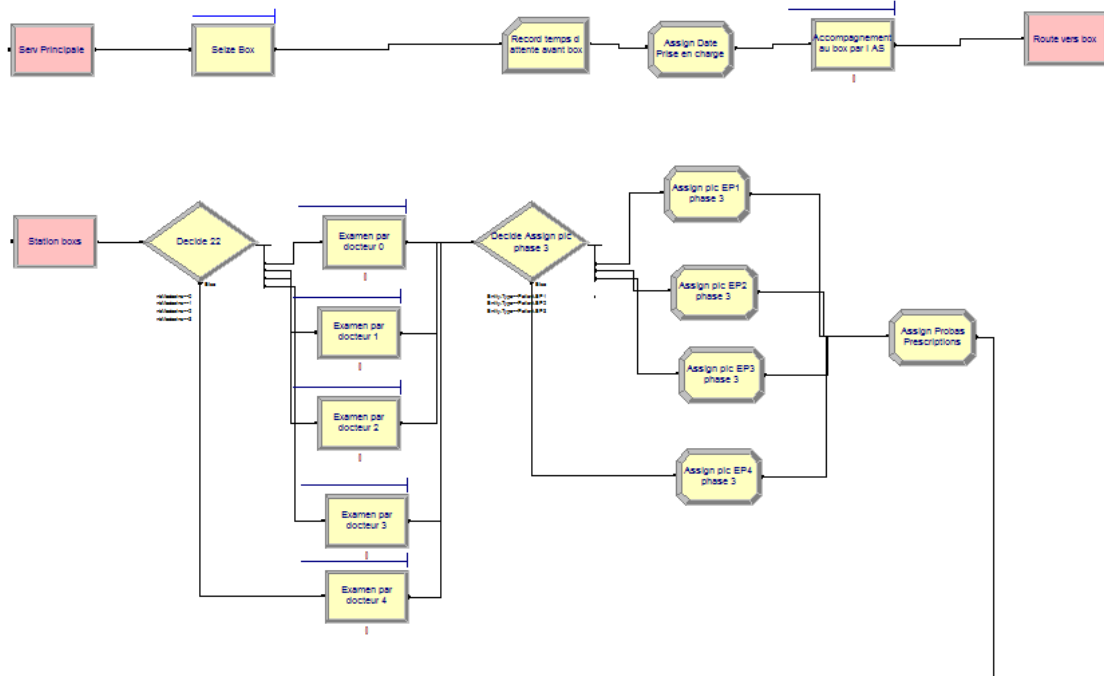


FIGURE 4.17 – Module "Circuit Long" 1

une fois que le temps de l'opération est achevé (figure 4.17). A l'issue de cette phase, le patient entre dans l'étape de réalisation des prescriptions. Ce processus est réalisé par une infirmière de la même manière que les autres processus. Le patient par la suite entre dans un état d'attente représenté par un bloc "Delay" qui simule le retard pour avoir les résultats des examens biologiques, avis spécialisé et examen imagerie (figure 4.18).

Finalement, le patient est re-examiné par le même médecin et est acheminé vers une sortie du service ou une hospitalisation en UHCD ou dans un service du CHT ou bien transféré vers un autre établissement de soins. Après cette étape, on enregistre la date de sortie du patient pour comptabiliser la date de prise en charge totale du patient dans le service.

### 4.7.3 Tests et validation du modèle

La validation du modèle de simulation est une étape qui consiste à comparer les indicateurs de performances réels avec les simulés (ceux fournis par le modèle). Les données ont été récupérées des arrivées quotidiennes et les disponibilités des ressources (médecins, infirmières et aides soignants) du 01/07/2016 jusqu'à 31/01/2017 et, à cette base, une étude a été menée sur les paramètres du simulateur et ses performances.



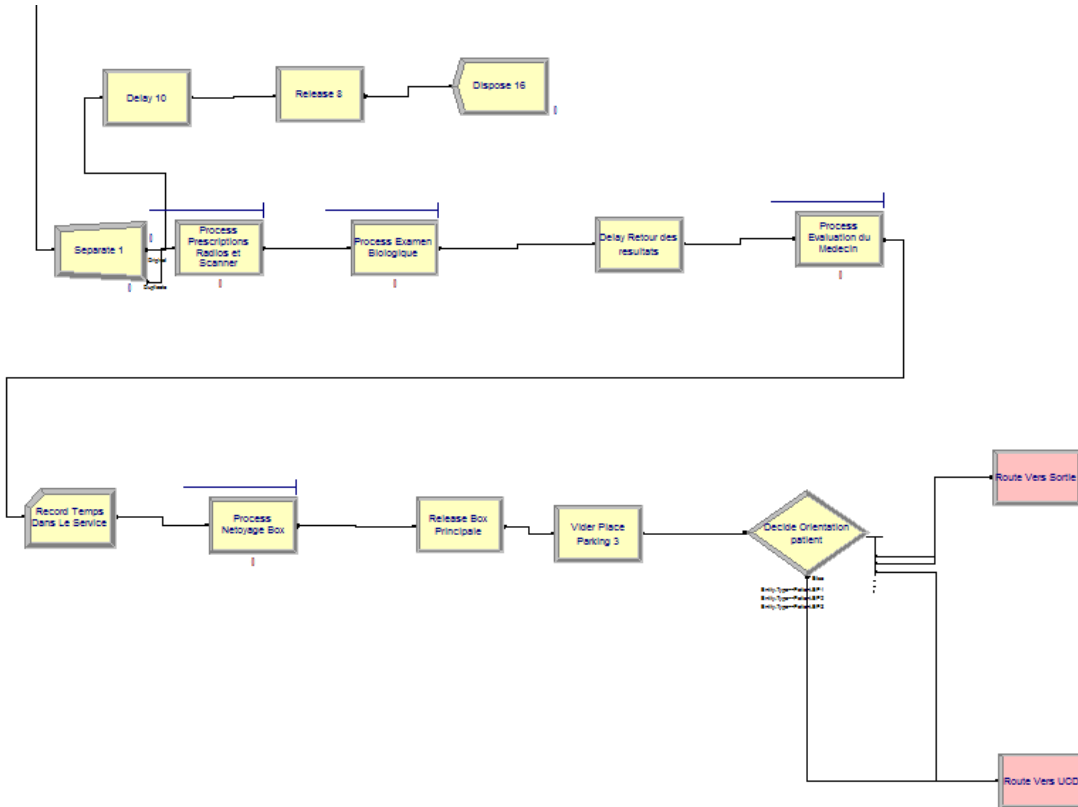


FIGURE 4.18 – Module "Circuit Long" 2

### Paramétrage du simulateur

Outre les données d'entrée du problème (disponibilité des ressources, demande ...), un simulateur à événements discrets nécessite un paramétrage propre à son fonctionnement quel que soit le problème modélisé. Ces paramètres sont : la durée du warm-up, le nombre de réplifications et l'horizon de simulation qui assurent une stabilisation des indicateurs des performances simulés.

- Durée du warm-up : est la durée nécessaire au début de l'horizon de simulation pour que le système entre en régime permanent [95, 145].
- Nombre de réplifications : est le nombre de relance de simulation.
- Horizon de simulation : est la durée maximale d'une réplification.

L'objectif de cette phase est de déterminer la valeur minimale pour chacune de ces variables qui assurent une stabilité au niveau des indicateurs de performance (temps moyen d'attente, temps moyen de séjour), un sur-paramétrage de ces derniers engendrera une augmentation du temps de simulation (temps CPU) alors qu'un sous-paramétrage va causer une mauvaise

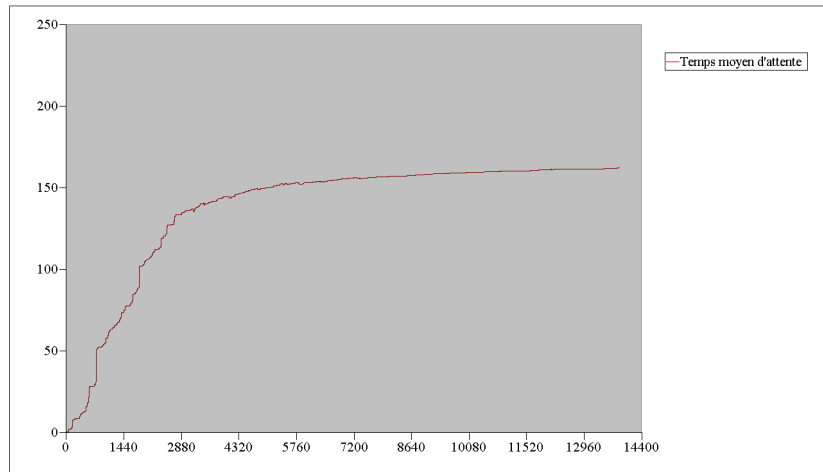


FIGURE 4.19 – Évolution du temps moyen d’attente en fonction du temps de simulation (en heures)

estimation des indicateurs de performance. Cette étape est importante pour l’utilisation du simulateur comme outil d’évaluation de performances dans la phase d’optimisation des ressources puisque le temps de simulation joue un rôle très important dans la qualité de l’outil d’optimisation.

Pour estimer la valeur minimale du warm-up on trace l’évolution de notre indicateur de performance (temps moyen d’attente des patients) en fonction du temps de simulation, la figure 4.19 présente un graphique de cette évolution. On remarque que le temps moyen d’attente commence à se stabiliser (pente  $\sim 0$ ) à partir de 2880 heures (2 jours). Afin de s’assurer de la bonne convergence du temps moyen d’attente quelle que soit l’intensité du flux attendu au SU (forte ou basse affluence), on ajoute un jour d’écart, ainsi on fixe la valeur de 3 jours pour la durée du warm-up.

De la même manière, pour paramétrer les valeurs de l’horizon de simulation et du nombre de répliques, on trace l’évolution du temps moyen d’attente en fonction de ces derniers. La figure 4.21 présente cette évolution. En analysant la courbe d’écart entre le temps moyen réel et simulé on remarque que celui-ci diminue avec l’augmentation des valeurs du nombre de jours et du nombre de répliques jusqu’à atteindre une valeur (7,5 minutes) qui reste relativement stable. Cette valeur est atteinte avec le couple de paramètres 65 pour le nombre de jours (horizon de simulation) et 3 répliques. Ces paramètres sont synthétisés dans le tableau 4.3.

## Performances

Dans cette section on va évaluer les performances du modèle de simulation en comparant le temps moyen d’attente simulé et le temps moyen d’attente réel. Nous avons récupéré les

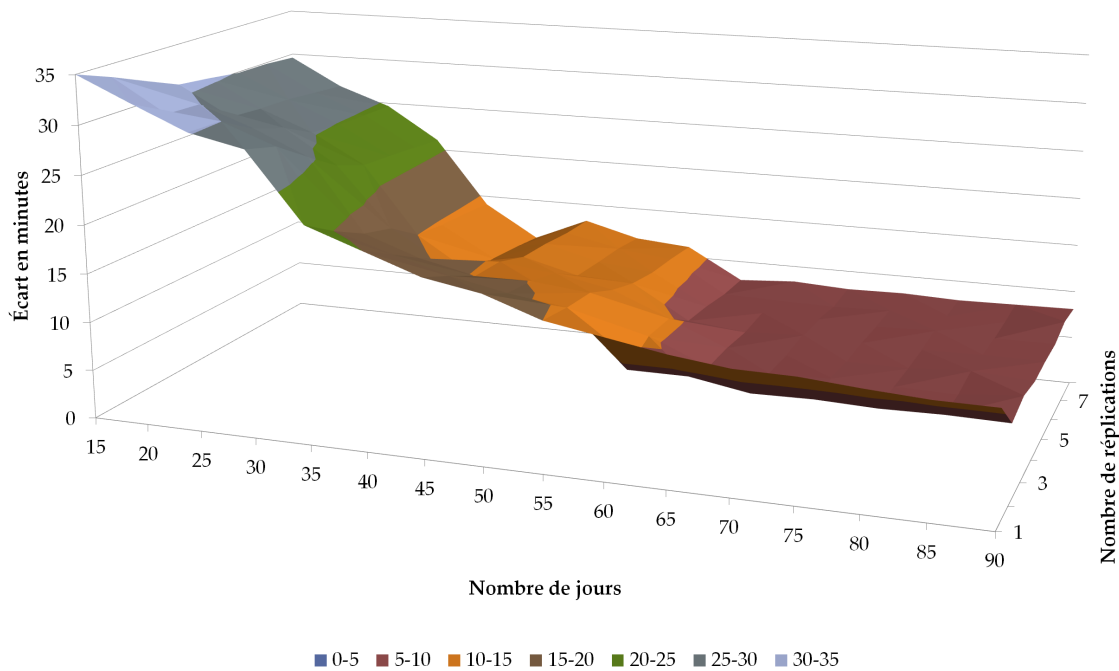


FIGURE 4.20 – Évolution du temps moyen d’attente en fonction du nombre de jours et de réplifications

TABLE 4.3 – Paramètres du simulateur

Paramètre	Valeur
Horizon de simulation	65 jours
Durée de warm-up	3 jours
Nombre de réplifications	3

données historiques sur les performances et les arrivées au SU du CHT du 01/07/2016 au 31/01/2017. Pour tester notre modèle, Nous avons injecté le nombre quotidien d’arrivées durant cette période dans le modèle et nous avons gardé les paramètres des temps opératoires présentés dans la section 4.6.2. Le résultat de la comparaison entre le temps moyen d’attente réel et simulé est présenté dans le tableau 4.21.

Nous avons séparé les résultats des tests de comparaison par circuit et par catégorie d’EP des patients pour avoir une idée sur le comportement du modèle puisque la durée de séjour est fortement liée à ces caractéristiques (un patient de type EP4 nécessite plus de traitements dans le SU qu’un patient de type EP1). D’après le tableau 4.21 on remarque que l’écart entre le temps moyen d’attente réel et simulé est de l’ordre de 8 minutes (7,3 %) pour la catégorie EP1 de patients (65 % de la population totale) pour le circuit court et de 7 minutes (4,7 %) pour le circuit long. Comme l’écart entre le temps moyen d’attente réel et simulé diffère de chaque type de patient et sur chaque circuit, un indicateur a été introduit : Contribution à

EP	Circuit court				Circuit long			
	Réel	Simulé	Ecart	Contribution écart global	Réel	Simulé	Ecart	Contribution écart global
1	1h 50m (6160)	1h 42m (6231)	8 min	7,6 min	2h 27m (3052)	2h 20m (2985)	7 min	4,3 min
2	1h 57m (59)	1h 50m (40)	7 min	0,06 min	1h 27m (71)	1h 05m (66)	22 min	0,3 min
3	2h 48m (1585)	2h 56m (1540)	8 min	1,95 min	2h 36m (1361)	2h 39m (1421)	3 min	0,83 min
4	1h 39m (235)	1h 26m (211)	13 min	0,47 min	1h 44m (338)	1h 31m (310)	13 min	0,89 min
5	1h 8m (20)	0h 00 m (0)	---	---	0h 50m (31)	0h 46m (45)	4 min	0,02 min
6	0h 47m (8)	0h 00 m (0)	---	---	1h 0m (36)	0h 50m (33)	10 min	0,07 min

FIGURE 4.21 – Comparaison du temps moyen d'attente réel et simulé

l'écart global qui est égal à l'écart de chaque EP multiplié par le pourcentage des patients correspondant.

A partir du tableau 4.21, on conclut que l'écart moyen global entre le temps moyen d'attente réel et simulé est de 10,08 minutes (somme des contributions à l'écart global) sur une moyenne de 2h 10m de temps d'attente pour le circuit court et de 6,41 minutes sur une moyenne de 2h 32m de temps d'attente pour le circuit long. L'erreur du modèle (écart divisé par la moyenne) sur le circuit court et long est égale à 7,75 % et 4,21 % respectivement.

## 4.8 Conclusion

Afin d'optimiser le service des urgences, et vu la complexité du système, il s'est avéré nécessaire d'établir un modèle pour l'évaluation de ces performances. Dans ce chapitre, une étude détaillée a été menée sur le système et ces différentes composantes. Ceci nous a amené à mettre en place un protocole standard d'extraction, de modélisation et de validation des données et du modèle développé. Parmi les différentes approches de modélisation des services des urgences, nous avons opté pour la simulation à événements discrets. Cette dernière est très répandue dans le domaine industriel en général et dans le domaine hospitalier en particulier [135–139].

Un modèle de simulation à événements discrets a été développé et testé pour le service des urgences du CHT. Le modèle a été développé en utilisant le logiciel ARENA. Avec notre modèle, nous avons réussi à modéliser les différentes interactions dans le service des urgences. Le modèle peut être modifié du point de vue structurel et organisationnel, il peut également intégrer les prévisions (issues de notre démarche dans la section 2.6) pour évaluer les performances

du systèmes dans le futur. L'erreur moyenne de ce dernier est de 5,98% pour l'indicateur de performance principal : le temps moyen d'attente des patients dans le service.

Une des phases post-soins dans le service des urgences est de trouver une place pour les patients à hospitaliser. À présent ce cas n'est pas modélisé vu qu'il nécessite la modélisation d'unités externes au service des urgences. L'intégration de ces unités dans le modèle de simulation pourra améliorer la performance du modèle et permettra l'optimisation du parcours global des patients dans l'hôpital.

Cette étape est importante dans notre démarche car elle est à la base de l'évaluation de toute type de modification/amélioration apportée au système. La majorité des études de ce type (optimisation des systèmes complexes) passent par le biais d'un modèle de simulation. Dans la prochaine section nous présentons notre approche pour exploiter ce modèle afin d'optimiser la qualité du service des urgences représentée par le temps moyen d'attente des patients.

## Chapitre 5

# Optimisation des activités du service

### 5.1 Introduction

Dans ce chapitre nous nous intéressons à l'optimisation des activités du service des urgences. La démarche d'optimisation est généralement constitué d'une problématique qui vise à trouver les valeurs optimales des variables de décision d'un problème pour but d'optimiser une ou plusieurs fonctions objectifs [95]. Le problème étudié peut être abordé à travers plusieurs outils : Programmation Linéaire en Nombre Entier, Programmation Dynamique, Approche Heuristique/Meta-heuristiques. . . Les approches heuristiques/meta-heuristiques nécessite un outil pour l'évaluation des solutions, dans ce sens, l'outil de simulation développé dans le chapitre précédant fait partie de notre démarche d'optimisation présentée dans ce chapitre.

Le problème de surpeuplement et les démarches d'optimisation des service des urgences est devenu un sujet important dans la communauté scientifique [164–166]. Afin de trouver la meilleure solution (optimale) qui améliore le fonctionnement des SU, une option pourrait être d'analyser, en utilisant des modèles numériques informatiques, un grand nombre de solutions potentielles, sinon toute solution, c'est-à-dire une recherche exhaustive. Cependant, cette option pourrait être peu pratique, car même si, théoriquement, la technique de recherche exhaustive permet de trouver la meilleure solution, elle pourrait nécessiter une longue durée d'exécution et des ressources informatiques élevées. Par conséquent, une technique d'optimisation alternative est nécessaire. Une telle technique d'optimisation alternative doit diminuer le temps de calcul et les ressources utilisées pour trouver la meilleure solution, c'est-à-dire que les ressources informatiques devraient être utilisées efficacement. En outre, une telle meilleure solution pourrait être impossible, ou une "bonne" solution approximative pourrait être une solution "meilleure", c'est-à-dire un équilibre judicieux doit être fait entre trouver la meilleure solution, ce qui implique d'utiliser une grande quantité de temps et de ressources informa-

tiques, ou trouver une "bonne" solution approximative, qui utilise efficacement le temps et les ressources informatiques.

Les simulations informatiques sont largement utilisées comme modèles de systèmes réels pour évaluer les performances du système. Les applications des simulations sont largement répandues dans de nombreux domaines, y compris la gestion de la chaîne d'approvisionnement, les finances, la fabrication et le traitement médical [167–169]. Choisir des paramètres optimaux pour la simulation pourrait conduire à un fonctionnement amélioré, mais choisir une bonne configuration reste un problème difficile. Historiquement, les paramètres sont choisis en sélectionnant le meilleur d'un ensemble de paramètres candidats. L'optimisation via la simulation [170, 171] est un domaine émergent qui intègre les techniques d'optimisation dans l'analyse de simulation. La fonction objective correspondante est une mesure associée d'une simulation expérimentale. En raison de la complexité de la simulation, la fonction objective peut être difficile et coûteuse à évaluer. En outre, l'inexactitude de la fonction objective complique souvent le processus d'optimisation.

## 5.2 État de l'art

### 5.2.1 Optimisation hospitalière

Les simulations informatiques sont utilisées de manière approfondie et réussie pour évaluer les réponses de sortie des systèmes réels, par exemple pour modéliser la gestion de la chaîne d'approvisionnement, la finance, la fabrication, la conception technique et le traitement médical [136, 167, 168]. Une caractéristique importante des expériences de simulation est que les utilisateurs peuvent choisir différents paramètres système pour essayer d'améliorer la performance de leurs systèmes. Ces paramètres sont choisis en sélectionnant le meilleur d'un ensemble de paramètres. Par conséquent, il est naturel de rechercher des paramètres qui optimisent les performances du système. C'est ce qu'on appelle l'optimisation par simulation (OvS), un champ émergent qui intègre des techniques d'optimisation en analyse de simulation [170, 171].

OvS est différent de l'optimisation déterministe classique et du problème de programmation stochastique typique car il n'y a pas de forme explicite de la fonction objective, et les évaluations des fonctions sont stochastiques et coûteuses en termes de calcul. Lorsque les paramètres ou les variables de conception sont évalués discrètement, les problèmes d'optimisation deviennent une optimisation discrète par des problèmes de simulation (DOvS) [170–172]. De nombreux algorithmes d'OvS sont basés sur une recherche aléatoire. Il existe au moins trois façons de catégoriser les algorithmes de recherche aléatoire : par structure de quartier, par le nombre de solutions réalisables et par des propriétés de convergence. Les algorithmes de recherche aléatoire génèrent généralement des solutions candidates du voisinage d'une so-

lution sélectionnée à chaque itération. Certains algorithmes ont une structure de voisinage fixe, tandis que d'autres modifient leur structure de quartier en fonction des informations obtenues grâce au processus d'optimisation. En référence aux propriétés de convergence des algorithmes d'OvS, ils peuvent être divisés en trois catégories : pas de convergence garantie, convergente localement et globalement convergente. La plupart des algorithmes utilisés dans les logiciels commerciaux sont des heuristiques, qui ne fournissent aucune garantie de convergence [171, 173]. Les algorithmes de recherche aléatoire dans la littérature sont généralement convergents globalement, y compris, comme la méthode de la règle stochastique [174, 175]. Les méthodes de recherche aléatoire de Andradót-Tir [170, 176–178] ; Algorithme de recuit simulé [179] ; Méthode de comparaison stochastique [180] ; Et des partitions imbriquées avec des implémentations spécifiques comme dans [181, 182]. Tout algorithme globalement convergent, qui converge pour une approximation initiale arbitraire, sans aucune hypothèse de structure sur la fonction objective, nécessite d'examiner chaque solution possible infiniment souvent afin de garantir la convergence [183].

L'utilisation d'informations passées, soit par le biais d'un nombre de visites, soit par un moyen d'échantillonnage agrégé, nécessite de conserver une liste de toutes les solutions visitées, et lorsqu'une nouvelle solution est générée, il faut vérifier si elle a déjà été visitée. Le coût de stockage et de vérification peut être élevé si l'algorithme visite un grand nombre de solutions. Cependant, les coûts de calcul et de stockage sont souvent faibles par rapport au coût de réalisation d'expériences de simulation dans le monde réel pratique [178]. Par conséquent, comme les expériences de simulation sont coûteuses en termes de calcul, les informations passées, c'est-à-dire l'accumulation d'observations, devraient être utilisées dans les algorithmes d'OvS, au lieu de rejeter ces observations.

Dans le contexte de la simulation basée sur l'agent, un modèle et le simulateur avec lequel il est exécuté peuvent comporter de nombreux paramètres [184]. Ces paramètres peuvent être spécifiques soit au simulateur, par exemple, à l'étape de discrétisation pour la modélisation du temps et de l'espace, soit au modèle. Certains de ces derniers peuvent être extraits de la connaissance du domaine et être associés à des valeurs fixes, alors que d'autres paramètres doivent être maintenus variables, entre autres raisons : la connaissance du domaine n'est généralement pas exhaustive, ou cette connaissance peut ne pas être directement compatible avec le modèle. Dans ce cas, une approche commune peut être d'essayer certaines valeurs et de simuler le modèle pour voir comment il se comporte globalement. Par conséquent, une approche différente pour automatiser ce processus complexe devrait être définie.

### 5.2.2 Approche de résolution exacte

Deux catégories de méthodes exactes existent pour la résolution des problèmes *NP*-difficiles par la programmation linéaire en nombres entiers [185]. Notons que les procédures de Branch-



and-Bound (PSE : Procédure par Séparation et Évaluation) sont souvent utilisées pour résoudre des problèmes NP-difficiles.

### Programmation linéaire

Dans la programmation linéaire, l'objectif du problème étudié est une fonction linéaire des variables sous contraintes d'égalité ou d'inégalité elles aussi linéaires. Un modèle de programmation linéaire comporte trois éléments. Le premier élément est représenté par les variables de décision, le deuxième par les contraintes et le troisième par la fonction objective. Il s'agit d'un modèle de programmation linéaires en nombre entiers lorsque les variables de décisions sont entières. Dans le cas où ces dernières sont entières et réelles, le modèle est classé en programmation linéaire mixte en nombre entiers (Mixed Integer Programming). La résolution d'un modèle de programmation linéaire se fait en utilisant différentes méthodes comme la méthode du simplexe ou en utilisant des solveurs dédiés comme CPLEX, XPRESS, GAMS, EXCEL ou autres [186].

### Procédures par séparation et évaluation

La procédure de séparation et d'évaluation PSE est une méthode qui permet une énumération intelligente des solutions possibles du problème mais en évitant l'énumération de toutes les classes de mauvaises solutions et en réalisant une analyse des propriétés du problème. C'est grâce à cette énumération implicite que les procédures de PSE ont une efficacité importante au niveau du temps de calcul et de la mémoire utilisée [187].

### 5.2.3 Approche méta-heuristique

Dans cette partie, nous présentons quelques méthodes approchées de résolution des problèmes d'optimisation. Même si ces méthodes ne garantissent pas l'optimalité des solutions, l'avantage réside dans la possibilité de donner des solutions de bonne qualité pour un temps de calcul relativement court. A la différence des méthodes exactes, gourmandes en temps de calcul et en mémoire, qui se trouvent limitées lorsque la taille du problème augmente, cette rapidité de résolution est très intéressante surtout en milieu industriel où le temps est un facteur important.

Les méthodes que nous présentons ci-dessous sont essentiellement basées sur des métaheuristiques connues pour leur aptitude à résoudre des problèmes NP-difficiles. Ces méthodes sont par exemple : le recuit simulé [188], les algorithmes génétiques [189], la recherche tabou [190], les colonies de fourmis [191] ou autres. Elles constituent une famille d'algorithmes d'optimisation, généralement stochastiques, dont l'objectif est de résoudre des problèmes complexes issus de la recherche opérationnelle. Elles peuvent être appliquées dans différents domaines pour résoudre divers types de problèmes comme l'ordonnancement [162], l'agencement [156],

le transport [192], les tournées de véhicules [193] et bien autres.

Dans cette thèse, nous développons et nous appliquons une métaheuristique à notre problème *NP* difficile comme nous l'expliquons plus loin dans ce document. La difficulté de résolution de ces problèmes est due au grand nombre de combinaisons possibles en prenant en considération simultanément l'affectation des machines et le dimensionnement de buffers. Ce choix se justifie entre autre par le fait que les métaheuristicques ont prouvé leur efficacité pour résoudre différents types de problèmes complexes avec un temps de calcul relativement faible.

Nous présentons ci-dessous quelques métaheuristicques avec des exemples appliqués au problème d'affectation de ressources.

### Les algorithmes génétiques

Les algorithmes génétiques (AG) font partie de la famille des algorithmes évolutionnaires inspirés par l'évolution biologique des espèces et apparus à la fin des années 50 [4]. Développés dans les années 70, les AG se basent sur le principe de Darwin utilisant le concept d'une évolution biologique, dans laquelle la forme physique de l'individu détermine sa capacité de survivre et de se reproduire. L'utilisation de ces algorithmes pour résoudre des problèmes d'optimisation a été introduite initialement par Goldberg [189], [194].

Le principe peut se résumer comme suit : une population initiale est d'abord formée de  $n$  solutions aléatoires dans un espace de recherche. Chaque individu  $i$  de la population est évalué afin de mesurer son adaptation à l'objectif visé. Par la suite, la structure de la population change en appliquant des évolutions progressives sur plusieurs générations. Au cours de ces générations, on cherche à améliorer la performance des individus. Ainsi, seuls les individus les plus performants sont gardés et sélectionnés pour former la population de la génération suivante. Ces individus sont ensuite sujet de reproduction grâce à leur aptitude à créer de nouveaux individus aussi performants.

La première étape des algorithmes génétiques consiste à coder les solutions du problème. Ainsi se produit une liste de gènes représentés par des caractères numériques. Un ensemble de gènes forme un chromosome qui représente un individu ou une solution possible. Les performances de ces individus sont alors évaluées. Ensuite, une évolution de la population se fait par reproduction. Des individus sont alors choisis pour subir des opérations de croisement et de mutation. Le croisement (de type 1X (figure 5.2) en un point ou OX (figure 5.3) ou LOX (figure 5.4) en deux points) consiste à sélectionner aléatoirement des positions (une ou deux selon la technique choisie) dans les chromosomes parents et créer, par une succession de

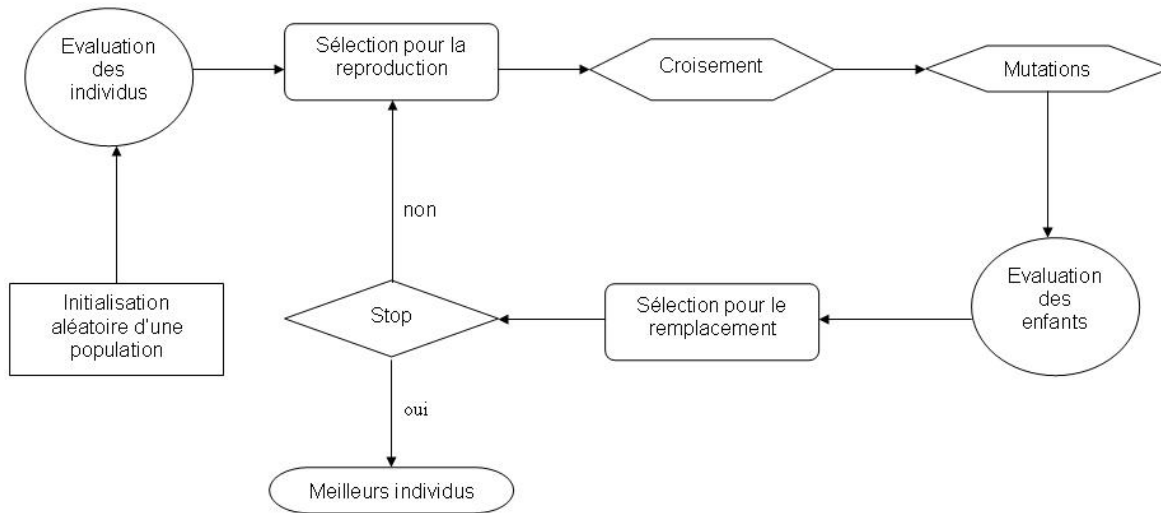


FIGURE 5.1 – Principe d’un algorithme génétique [4]

<b>0</b>	<b>1</b>	<b>1</b>	<b>0</b>	<b>1</b>	<b>1</b>	<b>0</b>	Parent 1
0	1	1	1	0	1	1	Parent 2
<b>0</b>	<b>1</b>	<b>1</b>	<b>0</b>	0	1	1	Enfant 1
0	1	1	1	<b>1</b>	<b>1</b>	<b>0</b>	Enfant 2

FIGURE 5.2 – Croisement 1X

1	2	3	<b>4</b>	<b>5</b>	6	7	8	Parent 1
4	3	5	<b>6</b>	<b>7</b>	2	8	1	Parent 2
2	8	1	<b>4</b>	<b>5</b>	3	6	7	Enfant 1
4	5	8	<b>6</b>	<b>7</b>	1	2	3	Enfant 2

FIGURE 5.3 – Croisement OX

permutations, deux enfants ou plus. La mutation consiste à prendre aléatoirement des gènes dans un chromosome enfant et à les modifier. Puis, une sélection pour le remplacement des individus de la population est appliquée. Différentes procédures de remplacement existent. La plus courante consiste à remplacer les mauvais individus par les enfants ayant les meilleures performances. L’arrêt de l’algorithme est géré par un critère qui peut être un nombre fixe de générations, un temps de calcul ou un nombre de générations sans amélioration sur la qualité des résultats obtenus. La figure 5.1 présente le principe d’un algorithme génétique.

1	2	3	4	5	6	7	8	Parent 1
4	3	5	6	7	2	8	1	Parent 2
3	6	7	4	5	2	8	1	Enfant 1
1	2	3	6	7	4	5	8	Enfant 2

FIGURE 5.4 – Croisement LOX

### Les colonies de fourmis

Le principe de ces méthodes est le mélange d'une information a priori sur la structure d'une solution prometteuse et d'information a posteriori sur la structure de bonnes solutions récentes. Ainsi, ce type d'algorithme consiste à imiter le comportement réel des fourmis par des recherches parallèles de nourriture sur plusieurs chemins en se basant sur l'utilisation de substances chimiques appelées phéromones. L'utilisation des phéromones est considérée comme une structure de mémoire dynamique qui contient des informations sur la qualité des différentes solutions obtenues.

En se basant sur ce principe, le fonctionnement des algorithmes par colonies de fourmis peut être résumé comme suit. Une colonie de fourmis, considérée comme un ensemble d'agents de calcul asynchrones, se déplace en différents points qui représentent une solution partielle du problème. Le mouvement des fourmis est basé sur deux paramètres de décision stochastiques. Ces deux paramètres sont le taux de phéromones et le taux de désirabilité. Le taux de désirabilité d'un mouvement indique la tendance a priori suivie par une fourmi de faire ce mouvement. Le niveau de phéromone indique l'efficacité liée à la réalisation d'un mouvement et constitue ainsi une information a posteriori de faire ce mouvement. Au fur et à mesure de ces mouvements, chaque fourmi va construire une solution au problème. Une fois une solution établie, une évaluation et une modification du niveau de phéromones sont réalisées. Ces mises à jour des phéromones vont guider les futures fourmis dans leurs mouvements. Un mécanisme supplémentaire représenté par l'évaporation naturelle des phéromones au cours du temps, est appliqué afin d'éviter une accumulation illimitée de phéromones à certains endroits. Seules les bonnes solutions peuvent avoir leurs niveaux de phéromone en croissance une fois que toutes les fourmis ont fini leurs tours.

### La recherche tabou

La méthode de recherche tabou (en anglais *Tabu Search*) a été proposée par Glover [190]. Elle est basée sur une exploration non triviale de l'ensemble des solutions en utilisant la notion de voisinage. Durant l'exploration des solutions, une liste tabou (sorte de mémoire à court terme) est établie pour éviter de revenir sur une solution antérieure. À chaque fois qu'une solution voisine est visitée, elle est automatiquement ajoutée dans cette liste.

Ce passage d'une solution à une autre s'appelle mouvement. A chaque itération, tous les mouvements sont évalués et la meilleure solution non tabou est retenue. Une libération de liste tabou de temps à autre est nécessaire pour diversifier la recherche. Ces étapes se répètent jusqu'à la satisfaction d'une condition d'arrêt.

### **Le recuit simulé**

Cette métaheuristique est inspirée de la physique moléculaire [188]. En effet, elle est basée sur la technique expérimentale du recuit utilisée par les métallurgistes afin d'obtenir un état solide. Le principe consiste à porter un métal à une température très élevée pour le liquéfier, puis à le refroidir très lentement en marquant des paliers de température de durées suffisantes. Cela permet la solidification du métal dans une structure d'énergie minimale.

Les paramètres nécessaires pour l'utilisation du recuit simulé sont la température initiale, un coefficient positif de décroissance de la température, un nombre d'itérations de recuit où la température reste fixe et une température d'arrêt du recuit.

A chaque itération de cette méthode, un état voisin de l'état courant est construit aléatoirement. Si cet état voisin est meilleur que l'état courant (au sens du critère utilisé), il devient le nouvel état courant. Sinon, il devient le nouvel état courant avec une certaine probabilité qui dépend à la fois de la différence des valeurs du critère et de la température courante. La température de départ doit être suffisamment élevée, elle décroît progressivement durant le déroulement de l'algorithme, diminuant ainsi la probabilité d'accepter des transitions défavorables [185].

## **5.3 Optimisation : réorganisation du personnel du service**

L'augmentation des ressources des postes goulets pour faire face à une demande croissante est une solution efficace et moins compliquée à concevoir par rapport aux autres [95, 195], cependant ces solutions peuvent engendrer un coût très important surtout dans le domaine hospitalier où le coût d'acquisition, d'installation et du maintien des équipements médicaux est très élevé [196, 197]. C'est pour cette raison que les chercheurs ont commencé à développer des modèles pour l'optimisation de la gestion des ressources humaines des établissements de soins en général et des services des urgences en particulier depuis les années 80 [12, 14, 198].

### 5.3.1 Formulation du problème

L'objectif de notre approche est d'optimiser l'organisation du personnel médical et paramédical du service des urgences de manière à diminuer le temps moyen d'attente des patients. Le personnel formant l'équipe de soins est décrit dans la section 4.4.3, il comporte en globalité 4 médecins, 3 internes, 3 infirmières et 3 aide-soignants disponibles 24h/24. Or comme indiqué dans la section 4.6.1, le taux d'arrivée des patients n'est pas constant dans la journée, la réorganisation du nombre de personnel disponible durant des périodes horaires différentes de la journée pourra améliorer les indicateurs de prise en charge des patients dans le service [199, 200].

Le personnel, étant disponible 24h/24, il faut définir les tranches horaires sur lesquelles il est possible d'augmenter ou diminuer l'effectif. L'approche métier et les contraintes de réglementation du travail nous ont amené à définir 4 tranches de 6h réparties sur la journée dans lesquelles l'effectif médical et paramédical est interchangeable. De plus, une contrainte métier du service des urgences impose la présence permanente de 2 médecins qui interviennent pour les cas d'urgences vitales dans l'unité SMUR. Par conséquent, le nombre de médecins interchangeables est de 2 au lieu de 4. Le tableau 5.1 présente la disponibilité du personnel interchangeable par tranche d'heure de 6h.

Soit  $x_{ij}$  le nombre de personnel disponible par tranche d'heure de 6h avec  $i = 1..4$  indice du type de personnel : 1 pour médecin, 2 pour interne, 3 pour infirmière et 4 pour AS, et  $j = 1..4$  indice de la tranche horaire de 6h du jour. Soit  $X_{x(ij)}$  une solution dans l'espace de solutions réalisables et  $F(X)$  la fonction qui permet d'évaluer le temps moyen d'attente des patients dans le SU en utilisant la disponibilité du personnel représentée par  $X$ , celle-ci, dans notre cas, sera évaluée à travers la simulation. Le problème peut être représenté sous la forme suivante :

$$\text{Minimiser } F(X) \quad (5.1)$$

$$\forall i = 1..4 \quad \sum_{j=1}^4 x_{ij} = c_i \quad (5.2)$$

$$\forall i = 1..4 \quad j = 1..4 \quad x_{ij} \in \mathbb{N} \quad (5.3)$$

La contrainte (5.3) assure de garder le même nombre d'heures travaillées par chaque type de personnel car le service des urgences du CHT, dans un premier temps, ne cherche pas à augmenter ou diminuer son effectif. Ainsi la somme des variables de décision représentant le nombre de médecin disponible durant chaque intervalle horaire de la journée  $\sum_{j=1}^4 x_{1j}$  doit être égal au nombre de médecin interchangeable disponible multiplié par le nombre de tranches horaires par jour  $c_1 = 2 \times 4 = 8$ .

TABLE 5.1 – Disponibilité du personnel interchangeable par tranche d’heure de 6h

	0h - 6h	6h - 12h	12h - 18h	18h - 24h
Médecin	2	2	2	2
Interne	3	3	3	3
Infirmière	3	3	3	3
Aide-soignant	3	3	3	3

### Optimisation du planning annuel

L’approche d’optimisation du planning annuel consiste à proposer un planning type du personnel des urgences qui vise à diminuer le temps moyen d’attente sans prendre en considération la fluctuation de l’afflux de patient. La solution proposée par cette approche dépendra plutôt de la variation quotidienne des arrivées au urgences (section 4.6.2 figure 4.11) plutôt que la variation d’un jour à un autre.

### Optimisation du planning en fonction des prévisions à court terme

Contrairement à l’optimisation du planning annuel, cette approche prend en considération la fluctuation de l’afflux des patients en se basant sur les prévisions à court terme. La formulation et la démarche de résolution reste la même pour les deux approches, l’avantage de celle ci est qu’elle permet de faire face à des imprévus dans le court terme. La démarche d’optimisation via la simulation nous permet d’évaluer rapidement et sans changement la structure de l’évaluation des performances du système en alimentant le modèle de simulation par des données de prévision au lieu des arrivées réelles 4.6.2.

#### 5.3.2 Couplage Simulation-Optimisation

L’optimisation basée sur la simulation peut être définie comme étant le couplage d’une méthode d’optimisation avec un modèle de simulation afin de tester plusieurs paramètres qui peuvent maximiser les performances du système étudié. Cette technique peut être réalisée en couplant le module de simulation avec un module d’optimisation dédié ou en développant un nouveau, selon le cas étudié, avec un langage de programmation.

La figure 5.5 montre le concept de cette technique. Le module d’optimisation communique au module de simulation les valeurs des paramètres de décision. Ces derniers peuvent être les politiques de gestion des files d’attente des machines d’un système, les capacités des buffers dans une ligne, les emplacements de machines dans un atelier ou autres. Le module de simulation permet donc d’évaluer les solutions avec ces paramètres de décision proposés. Les résultats sont ensuite transmis au module d’optimisation afin de réaliser les différentes étapes de l’algorithme adopté (sélection, croisement et mutation pour les algorithmes génétiques; mises à jour globales et locales pour les colonies de fourmis, ...) et proposer de nouveaux

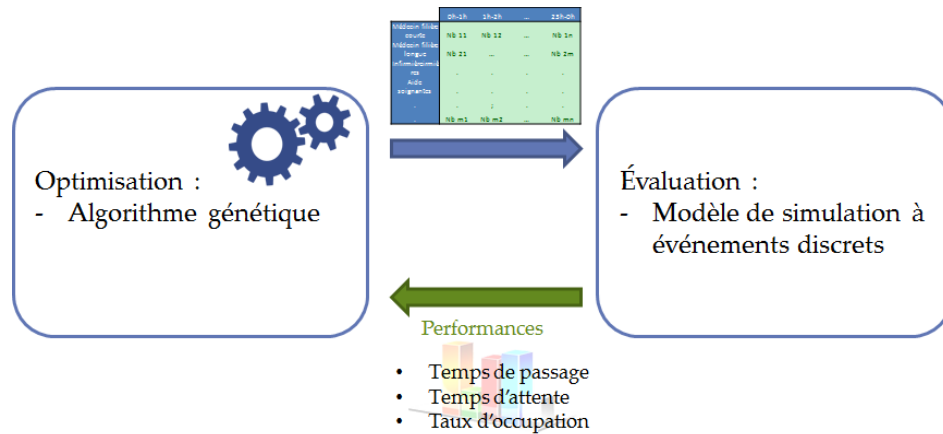


FIGURE 5.5 – Optimisation basée sur la simulation

paramètres de décision à évaluer. Ces étapes se répètent jusqu'à la satisfaction d'un critère d'arrêt. Une fois que ce dernier est satisfait, nous pouvons avoir le résultat final qui peut la solution optimale ou la meilleure solution trouvée du problème étudié.

Récemment, l'optimisation basée sur la simulation a fait le sujet de plusieurs travaux. En 1998, El-Maraghy *et al.* [201] appliquent cette technique avec l'objectif de minimiser le makespan dans un système de production flexible. En 2003, Muhl *et al.* [202] utilisent la simulation couplée avec des algorithmes génétiques et un recuit simulé pour résoudre un problème de planification dans une industrie automobile. Dugardin *et al.* [162] présentent en 2007 un modèle de simulation avec ARENA couplé avec un algorithme génétique de type NSGA-II. L'objectif est de choisir la meilleure politique de gestion de la file d'attente de chaque machine dans un atelier d'impression.

### 5.3.3 Développement

Dans cette section, nous allons présenter le couplage de l'algorithme génétique (présenté dans la section 5.2.3) avec le modèle de simulation (comme évaluateur de la fonction objectif) pour optimiser le planning du personnel des urgences. Le choix de l'algorithme génétique (AG) comme méta-heuristique repose sur deux raisons : 1) il est impossible d'utiliser une méthode de résolution exacte pour résoudre notre problème puisque la fonction objectif est stochastique et non-linéaire 2) L'AG a fait preuve d'efficacité dans plusieurs problèmes qui s'intéressent à la planification des ressources humaines en générale et en services des urgences en particulier [155, 203, 204].



TABLE 5.2 – Codage de la solution

	0h - 6h	6h - 12h	12h - 18h	18h - 24h
Médecin	$x_{11}$	$x_{12}$	$x_{13}$	$x_{14}$
Interne	$x_{21}$	$x_{22}$	$x_{23}$	$x_{24}$
Infirmière	$x_{31}$	$x_{32}$	$x_{33}$	$x_{34}$
Aide-soignant	$x_{41}$	$x_{42}$	$x_{43}$	$x_{44}$

### Codage de solution

Le codage de la solution est une partie importante de la conception d'un AG, il doit représenter parfaitement une solution et doit être bijectif [95, 205]. Dans notre cas le codage réel matriciel est le plus adapté pour représenter une solution puisqu'elle est constituée de nombres entiers positifs représentant la disponibilité du personnel dans une tranche horaire (section 5.3.1), le tableau 5.2 présente la forme du chromosome.

### Population initiale

Généralement la population initiale est générée aléatoirement [205]. Cependant dans certains cas, il faut respecter des contraintes de faisabilité de la solution lors de son construction. Dans notre cas, la contrainte à respecter est relative à la capacité actuel du personnel 5.3 de sorte que la somme des variables en ligne soit toujours égale à une constante fixe. L'algorithme 5.3.3 présente la procédure pour générer une solution aléatoire pour notre problème.

---

#### Algorithme 1 Génération d'une solution aléatoire

---

**Data:**  $c = [8, 12, 12, 12]$  : les sommes des disponibilités pour chaque type de personnel

**Result:**  $X_{(x_{ij})}$  : une solution aléatoire réalisable

```

for  $i = 1..4$  do
  reste =  $c_i$ 
  for  $j = 1..4$  do
    var =  $U(0, reste)$ 
     $x_{ij} = var$ 
    reste = reste - var
  end
end
end

```

---

Il est également utile, dans l'étape de création de la population initiale, d'insérer des solutions générées par des heuristiques ou des solutions existantes pour améliorer la qualité de résolution. La solution actuelle présentée par le tableau 5.1 est alors insérée comme un premier individu. La population est par suite complétée par des individus (solutions) aléatoires jusqu'à atteindre le nombre d'individus maximale dans la population.

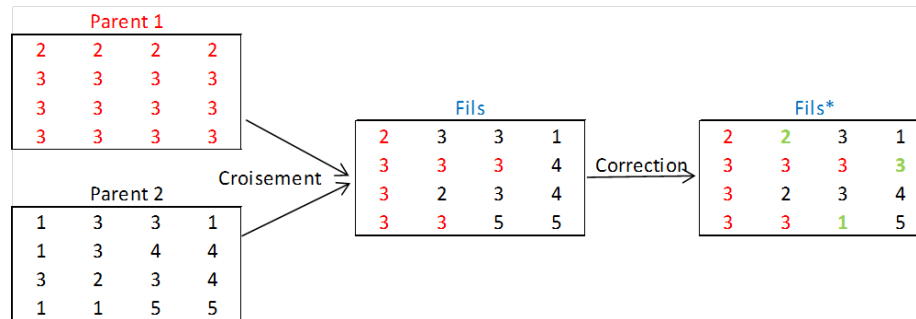


FIGURE 5.6 – Exemple croisement + correction d'un chromosome

### Croisement et mutation

Comme expliqué dans la section 5.2.3, le croisement consiste à créer un nouvel individu appelé fils à partir de deux autres individus de la population appelés parents [205]. Dans notre cas, la représentation d'un individu est sous-forme d'une matrice d'entiers. Deux approches s'imposent dans la littérature pour le croisement dans ce cas : 1) coder les entiers sous forme binaire puis croiser les séquences résultantes des deux parents et retransformer le résultat du croisement en entier ; 2) croiser directement la matrice des entiers [205]. La deuxième approche est moins coûteuse en terme de temps mais nécessite dans certains cas une correction supplémentaire du chromosome résultant.

Dans notre cas nous avons choisi le croisement matriciel en entier qui consiste à croiser chaque ligne d'entier de la matrice du premier parent avec la ligne correspondante du deuxième parent. Le croisement vectoriel se fait en type 1X (section 5.2.3) avec un point de croisement aléatoire dans chaque itération. Cette approche permet une meilleure diversification de l'espace des solutions [205]. Suite au croisement, il faut s'assurer que la solution est réalisable en terme de capacité cible pour chaque type de personnel (somme des lignes constante), il faudra alors procéder à une correction du chromosome résultant en ajoutant ou diminuant la charge sur la deuxième partie du vecteur ligne. La figure 5.6 présente un exemple de croisement et de correction d'un chromosome.

Pour la mutation, deux opérateurs sont appliqués à chaque vecteur de la matrice avec une probabilité équivalente : 1) échange aléatoire de gène 2) ajout et diminution d'une capacité de 1 à deux gènes différents. La figure 5.7 présente un exemple de mutation de ces deux opérateurs, un chromosome peut combiner à la fois la mutation avec l'opérateur 1 et 2.

### Paramètres et Plan d'expérience

Les méthodes approchées ont souvent des paramètres appropriés à leur fonctionnement [206]. Dans le cas de l'algorithme génétique, ces paramètres sont : 1) taille de la population 2) probabilité de mutation 3) probabilité de croisement 4) condition d'arrêt. Un bon paramétrage

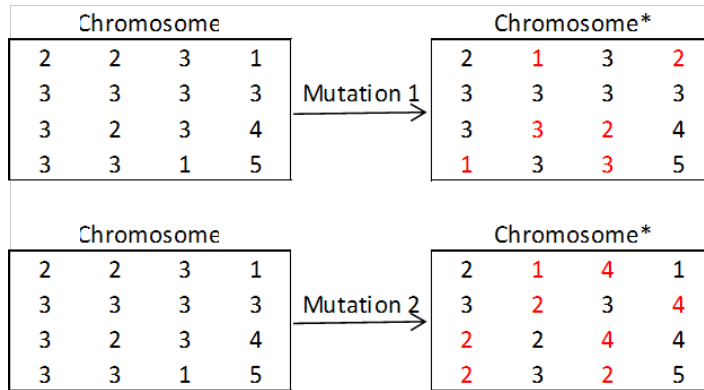


FIGURE 5.7 – Exemple des deux mutations

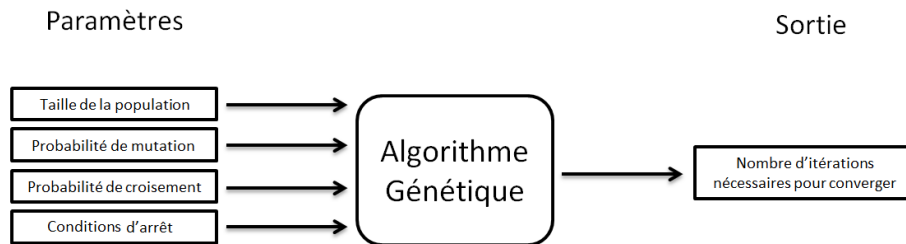


FIGURE 5.8 – Paramètres et sortie/réponse de l'AG

consiste à trouver des valeurs pour lesquelles l'algorithme est le plus efficace. Ceci implique la nécessité de définir un objectif en vigueur qui définit l'efficacité de ce dernier. Dans notre cas, le nombre d'itérations nécessaires pour que l'algorithme converge (plus d'amélioration de la meilleure solution) a été choisi. La figure 5.8 illustre ces paramètres et la sortie attendue pour évaluer l'AG.

Le plan d'expériences est une méthodologie formelle qui permet de définir les meilleurs paramètres d'un processus et qui optimise une sortie donnée [207] à travers des essais qui évitent les coûteux inconvénients d'une stratégie de tâtonnement. Dans notre cas, nous cherchons à minimiser le nombre d'itérations nécessaires pour que l'AG converge vers la meilleure solution. Les plans d'expériences nous aident à déterminer la meilleure combinaison des valeurs des paramètres d'entrées de l'AG.

La procédure pour mettre en place un plan d'expériences consiste à : 1) identifier l'objectif (sortie) à optimiser 2) identifier les facteurs, et le deux niveau (haut et bas [207]) pour chaque facteur et leur attribuer une valeur 3) déterminer le plan d'expériences 4) procéder à l'expérience et analyser les résultats.

TABLE 5.3 – Facteurs du plan d’expériences de l’AG

Facteur	Description	Niveau bas	Niveau haut
F1	Taille de la population	10	100
F2	Probabilité de mutation	0,1	0,9
F3	Nombre d’itérations maximal	500	2000
F4	Probabilité de croisement	0,1	0,9

TABLE 5.4 – Les différentes combinaisons des niveaux des facteurs et leur sortie

Combinaison	F1	F2	F3	F4	Sortie
1	-	-	-	-	500
2	+	-	-	-	500
3	-	+	-	-	435
4	+	+	-	-	405
5	-	-	+	-	689
6	+	-	+	-	520
7	-	+	+	-	435
8	+	+	+	-	405
9	-	-	-	+	490
10	+	-	-	+	496
11	-	+	-	+	433
12	+	+	-	+	388
13	-	-	+	+	670
14	+	-	+	+	512
15	-	+	+	+	416
16	+	+	+	+	401

**Objectif à optimiser :** La sortie de l’AG à optimiser est le nombre d’itérations de l’algorithme avant d’atteindre la meilleure solution.

**Les facteurs :** sont les paramètres de réglage de l’algorithme génétique identifiés dans la figure 5.8. Le tableau 5.3 présente ces derniers et les valeurs de leur niveau bas et haut. Les niveaux bas et haut de chaque paramètre nous permettent d’explorer l’impact de la variation de ce dernier sur la sortie de l’AG. Ces valeurs ont été définies sur un benchmark présenté par Davis [208].

**La conception du plan d’expérience :** Cette étape consiste à lister toutes les combinaisons possibles des paramètres avec leur niveau haut et bas. Dans notre cas, nous avons 4 facteurs et 2 niveaux, ce qui veut dire que l’on a  $2^4 = 16$  combinaisons possibles. Le tableau 5.4 présente ces derniers. Le signe + (resp. -) dans le tableau signifie la valeur du niveau haut (resp. bas) du paramètre, ainsi la combinaison 1 par exemple signifie le paramétrage suivant : F1 = 10, F2=0,1, F3=500 et F4=0,1.

TABLE 5.5 – Impact des facteurs sur la sortie de l’AG

Niveau	Facteur	Impact
1	F1	-55,125
	F2	-132,375
	F3	50,125
	F4	-10,375
2	F1*F2	25,125
	F1*F3	-37,875
	F1*F4	2,125
	F2*F3	-51,125
	F2*F4	-0,125
	F3*F4	-2,125
3	F1*F2*F3	45,375
	F1*F2*F4	-2,125
	F1*F3*F4	4,375
	F2*F3*F4	1,125
4	F1*F2*F3*F4	3,125

**Procéder à l’expérience et analyse des résultats :** Dans cette phase, nous calculons la sortie du processus (optimisation par l’AG) pour chaque combinaison définie par l’étape précédente. Le tableau 5.4 présente la sortie sous forme de nombre d’itérations avant la convergence de l’AG. Une analyse rapide du tableau nous montre que la combinaison 12 donne la meilleure sortie parmi les différentes possibilités (un nombre minimal d’itérations signifie une convergence plus rapide en terme de temps de calcul). Pour aller plus loin, il est possible d’établir une analyse qui permet de quantifier l’impact moyen de chaque facteur sur la sortie. Pour calculer l’impact du facteur 1 nous calculons la moyenne sur la somme des sorties dont le facteur est au niveau haut moins la somme des sorties dont le facteur 1 est au niveau bas :  $(\sum_{F_1^+} S - \sum_{F_1^-} S) \times \frac{2}{\text{Card}(\text{Combinaisons})}$ . Cette analyse est aussi possible pour quantifier l’impact conjoint de deux, trois ou les quatre facteurs en même temps [207]. Le tableau 5.5 présente l’impact des facteurs sur la sortie de l’AG. Nous constatons que le fait d’augmenter le facteur 1 (taille de la population) diminue en moyenne de 55,125 le nombre d’itérations nécessaire à l’AG pour atteindre la meilleure solution. Le facteur 2 (probabilité de mutation) quand à lui, diminue de 132,375 en moyenne la sortie de l’AG. Les paramètres retenus pour notre algorithme génétique sont ceux de la combinaison 12 : F1 = 100, F2=0,9, F3=500 et F4=0,9.

### 5.3.4 Résultats de l’optimisation

#### Effectif constant

Dans cette section, nous allons présenter le résultat obtenu pour l’optimisation du planning annuel du personnel en gardant un effectif constant par rapport au planning actuel. En utilisant les paramètres présentées dans la section précédente, l’AG a mis 1h 30 minutes avant de

	0h-6h	6h-12h	12h-18h	18h-24h
<u>Médecin</u>	1	1	3	3
<u>Internes</u>	2	2	4	4
<u>Infirmière</u>	2	2	5	3
<u>AS</u>	1	2	4	3

FIGURE 5.9 – Solution optimisée du planning annuel

	Temps d'attente	Temps de prise en charge
<b>Actuel</b>	2 h 32 min	2 h 36 min
<b>Nouveau planning</b>	2 h 20 min (-12 min)	2 h 15 min (-21 min)

FIGURE 5.10 – Performances de la solution optimisée

s'arrêter et de renvoyer la meilleure solution obtenue. Celle-ci est présentée dans la figure 5.9 et ses performances sont présentées dans la figure 5.10. On remarque que la solution optimisée consiste à renforcer les équipes médicales et paramédicales pendant la journée (de 12h à 24h) et de diminuer leur capacité durant la période de nuit profonde et début de matinée (de 0h à 12h). Ce résultat est expliqué par le fait que l'afflux horaire des patients pendant la journée (quel que soit le nombre quotidien d'arrivées) est plus important durant la journée que la période de nuit profond (figure 4.11).

Au niveau des performances, la solution fournie par l'AG optimise 12 minutes en temps d'attente (fonction objectif) par rapport à la solution actuelle et optimise également, de 21 minutes le temps de prise en charge des patients.

### Augmentation d'effectif

Après avoir amélioré le planning actuel du personnel en gardant le même effectif, nous avons étudié la réorganisation du personnel en augmentant l'effectif disponible. La première approche serait de relâcher la contrainte qui impose l'effectif journalier disponible pour chaque type de personnel (équation 5.3). Cependant cette approche nécessite une résolution en multi-objectif puisque la fonction objectif devra inclure le coût associé à l'utilisation d'une ressource. Plusieurs sujets de recherche se sont intéressés à l'approche multi-objectif dans la résolution des problématique d'allocation/réorganisation des ressources humaines, à citer les travaux de Chen et Wang [199] qui repose sur la même approche d'optimisation via simulation mais en utilisant un algorithme PSO (Particle Swarm Optimization) comme méta-heuristique, Chen et Wang ont utilisé comme fonctions objectifs : le temps moyen de séjour et le coût total des

TABLE 5.6 – Planning optimisé avec augmentation d’effectif

	Gain temps d’attente	Gain temps de prise en charge
Effectif constant	12 min	21 min
+1 Médecin	19 min	23 min
+1 Interne	17 min	26 min
+1 Infirmière	25 min	32 min
+1 Aide-soignant	18 min	26 min
+1 de chaque type	27 min	34 min

ressources (personnel) utilisées.

Dans notre cas, nous avons choisi de rester en approche mono-objectif en gardant le temps moyen d’attente comme valeur à optimiser et en augmentant l’effectif de personnel par 1 pour chaque type (Médecin, Interne, Infirmière, Aide-soignant), nous avons adopté cette approche pour pouvoir examiner l’impact de chaque type de personnel sur le temps moyen d’attente des patients. Cela va permettre aux personnels administratifs de mieux comprendre et gérer leur équipe. Le tableau 5.6 présente les résultats obtenus en termes de gain en temps moyen d’attente et temps moyen de prise en charge des patients (par rapport à l’organisation actuelle). On remarque que le poste d’infirmière a l’impact le plus important sur les indicateurs de performance du système, ce gain (après l’augmentation et la réorganisation) est de l’ordre de 25 minutes pour le temps moyen d’attente et de 32 minutes pour le temps moyen de prise en charge.

### Impact de l’augmentation de l’effectif

Dans la suite de nos études, nous nous sommes intéressés aux limites d’amélioration de la qualité du service (minimiser le temps moyen d’attente des patients) en agissant seulement sur l’augmentation et la réorganisation de l’effectif médical. Une première approche consiste à développer une méthode d’optimisation multi-objectifs, comme NSGA-II, pour trouver le front optimal de Pareto qui contient les différentes solution non-dominées [95]. Cependant, nous avons pris avantage de l’approche déjà développée dans cette section pour mener cette étude sur l’impact de l’augmentation de chaque type de personnel du service sur le temps moyen d’attente et de prise en charge des patients.

Nous avons procédé à l’optimisation de la réorganisation du personnel sous plusieurs configuration de nombre maximal de personnel de chaque type. Nous avons étudié le comportement de la fonction objectif (le temps moyen d’attente) en plus du temps moyen de prise en charge des patients pour chaque configuration. Le tableau 5.7 et 5.8 montre l’évolution du gain en temps moyen d’attente optimisé (respectivement temps moyen de prise en charge) en fonction du nombre de personnel supplémentaire. On trouve ces performances sous forme graphique également dans la figure 5.11. D’après ces résultats, on constate que le gain en temps moyen

TABLE 5.7 – Gain en temps moyen d’attente optimisé en fonction du nombre de personnel supplémentaire

	Médecin	Interne	Infirmière	Aide-soignant
+1	19	17	25	18
+2	20	19	27	19
+3	20,5	20	28	20
+4	21	21	28	20
+5	21	22	29	20
+6	21	22,5	30	21
+7	21	22,5	31	21
+8	21	22,5	31	21
+9	21	22,5	31	21
+10	21	23	31	21

d’attente (respectivement temps moyen de prise en charge) optimisé continue à augmenter jusqu’à atteindre une valeur à laquelle on n’arrive plus à améliorer la solution en augmentant seulement l’effectif du personnel. Ceci est dû à la saturation des autres ressources, comme l’imagerie et la biologie . . . ainsi elles bloquent l’amélioration des performances du système. On constate également que la ressource qui a le plus d’impact sur l’amélioration des performances optimisées du service des urgences est l’infirmière puisqu’elle apporte toujours le gain le plus important au niveau du temps moyen d’attente et de prise en charge (figure 5.11).

TABLE 5.8 – Gain en temps moyen de prise en charge optimisé en fonction du nombre de personnel supplémentaire

	Médecin	Interne	Infirmière	Aide-soignant
+1	23	26	32	26
+2	25	29	35	27
+3	26	31	37	27
+4	27	31	38	28
+5	27	33	39	28
+6	28	33	40	29
+7	28	34	42	30
+8	28	34	43	30
+9	28	34	44	30
+10	28	34	44	30

## 5.4 Conclusion

Dans cette section nous avons présenté une approche d’optimisation du service des urgences via la simulation. On s’est intéressé principalement à la réorganisation du personnel du service en modifiant le nombre de personnel médical et para-médical disponible sur des tranches d’heures de 6h. Nous avons développé un algorithme génétique en utilisant le langage VBA inclus dans l’outil ARENA pour la simulation du système. Les contraintes prises en consi-



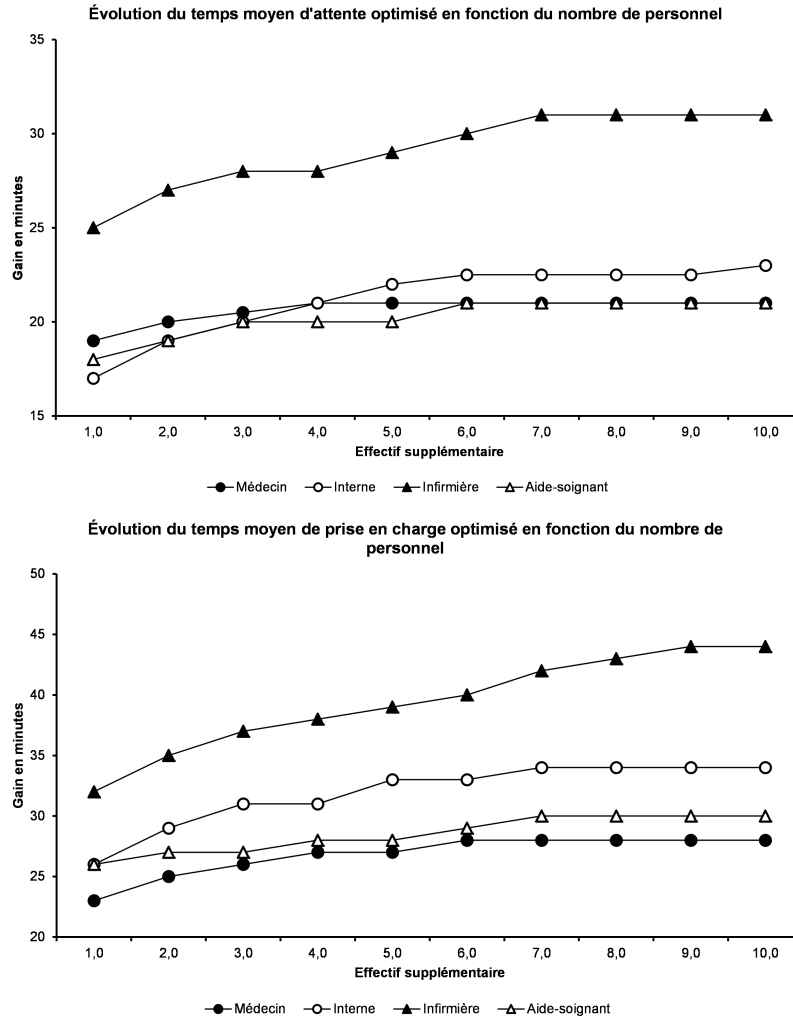


FIGURE 5.11 – Évolution des performances optimisées en fonction du nombre de personnel supplémentaire

dération sont : le nombre de personnel disponible pour chaque type de ressource humaine (Médecin, Interne, Infirmière et Aide-soignant) pour respecter la charge actuelle du service dans un premier temps. La solution proposée apporte un gain de 12 minutes en temps moyen d'attente des patients et un gain de 21 minutes dans la durée de prise ne charge.

Dans une deuxième étape, nous avons testé l'impact d'ajouter une ressource de chaque type de personnel (Médecin, Interne, Infirmière et Aide-soignant) et lancer l'optimisation pour explorer l'impact de chacun sur les performances du système. Nous avons trouvé que l'ajout d'une infirmière (plus la réorganisation du planning de tout le personnel) apporte un gain majeur avec une diminution de 25 minutes du temps moyen d'attente et 32 minute de la durée de prise en charge.

Au niveau de l'optimisation des ressources humaines dans le service des urgences, la méthode développée à présent ne permet pas d'augmenter le nombre de ressources disponibles dans le service et s'intéresse seulement à la réorganisation des ressources disponibles. En perspectives d'amélioration, nous considérons le développement d'une méta-heuristique qui permet à la fois le dimensionnement et la planification des ressources humaines (Médecin, Infirmière et Aide-soignant) dans le service des urgences, à l'issue, la méthode aura deux objectifs : minimiser le nombre de personnel (ou maximiser le taux d'occupation des ressources) et minimiser le temps moyen d'attente des patients. Une méta-heuristique du type NSGA-II pourra être développée pour fournir un front de solutions optimisées afin de donner plus de choix au décideur.



# Conclusion

L'objectif général de nos travaux de thèse était d'améliorer la qualité des services fournis aux patients du service des urgences (SU) du Centre Hospitalier de Troyes (CHT). Ce projet s'inscrit dans les démarches menées par le CHT pour faire face à l'augmentation continue de l'afflux des patients visitant les urgences. La complexité du processus de prise en charge des patients dans le service des urgences, qui ne peut pas être résolu par une transposition ou une adaptation simple des méthodes et outils conçus pour d'autres types de systèmes tels que les systèmes industriels de production, a donné naissance à la collaboration entre le CHT et le LOSI (Laboratoire d'Optimisation des Systèmes Industriels) de l'Université de Technologie de Troyes (UTT) pour proposer une démarche d'optimisation adaptée au service des urgences.

Pour atteindre cet objectif général, notre approche s'est décomposée en deux axes :

- Prév́ision de la demande du service des urgences, en d'autres termes : prévoir le nombre de patients visitant le service
- Optimisation de la prise en charge des patients en agissant sur l'organisation du service.

## Prév́ision de l'afflux des patients

Dans l'onglet prév́ision, nous avons commencé par extraire les données de passage des patients dans le service des urgences pour mener une analyse exploratoire. Le SU du CHT dispose d'un outil informatisé qui gère la prise en charge des patients. Le personnel, confirmant que la base de données de celui-ci est fiable depuis 2010, nous a fourni un historique de 4 ans de passage au début de notre projet (2014).

Durant la phase d'analyse des données de passages nous avons introduit une nouvelle classification pratique des patients des urgences qui groupe les deux classifications utilisées par les SU en France : CCMU et GEMSA. Cette classification nous a aidé à mieux expliquer l'afflux des patients et à mieux les répartir en matière de charge en soins et de mode d'admission et de transfert après le traitement dans le SU. Cette nouvelle classification, nommée EP, a réduit l'erreur de la mal-saisie des données dans le système d'information du service et a réduit le nombre d'états patients possible dans le SU de 56 à 8 états seulement.

Suite à l'introduction de la nouvelle classification, nous avons mené une étude prévisionnelle sur les classes de cette dernière pour prévoir l'afflux des patients dans le SU. Nous avons exploré les composantes tendanciennes, saisonnières, cycliques et conjoncturelles pour développer un modèle prédictif adapté aux phénomènes des arrivées quotidiennes au service des urgences. A l'issue, deux types de modèles ont été développés : modèle à long terme qui prévoit les arrivées sur un horizon d'un an, il sert à prévoir la charge annuelle du service permettant la gestion globale du personnel (effectif global, gestion des vacances . . . ) et un modèle court terme qui sert à améliorer la prévision sur une période de 7 jours dans le futur en se basant sur l'historique des observations récentes. Les modèles développés ont une performance de 91,63% pour le modèle long terme et 92,29% pour le court terme.

Les résultats de la prévision ont été mis à disposition du personnel des urgences à travers une application intuitive qui permet une interprétation facile et rapide de ces derniers. L'application est nommée Opta-Urgences et a été développée par la société Opta-LP. Cette dernière va permettre de tester nos modèles sur d'autres centres d'urgences pour examiner leur robustesse au différent jeu de données. Jusqu'à présent, le personnel administratif se sert des prévisions hebdomadaires des flux des patients pour adapter ses ressources humaines et de lits disponibles.

En conclusion, nos contributions au niveau de cet axe sont :

- **Introduction d'une nouvelle classification des patients des urgences** : la nouvelle classification pratique EP regroupe les patients qui ont des pathologies semblables. Elle réduit également les états possibles de 56 à 8 états patients. Ceci nous permet d'avoir une meilleure analyse de l'afflux des patients.
- **Développement des modèles de prévision** : Nous avons développé des modèles de prévision à long et à court terme adaptés aux afflux des patients aux urgences. Les modèles développées ont une performance de 91,63% pour le modèle long terme et 92,29% pour le court terme.

### Optimisation des activités du service

L'objectif de cette section était d'optimiser la qualité du service fourni par le SU à ses patients. La notion de qualité a été définie par le temps d'attente des patients dans le service des urgences (SU) avant d'être examiné par un médecin. Vu la complexité du processus de prise en charge des patients par le SU, il s'est avéré nécessaire de développer un modèle pour évaluer ces performances et notamment notre fonction objectif : le temps moyen d'attente des patients.

Un modèle de simulation à événements discrets a été développé pour l'évaluation des performances de notre service et pour servir comme outil d'évaluation des solutions dans la

---

démarche d'optimisation. Le modèle de simulation prend en considération l'ensemble des opérations médicales, para-médicales et adjointes à la prise en charge des patients. Le modèle a une erreur de 5,98% entre le temps moyen d'attente des patients réel et simulé.

Pour optimiser (minimiser) le temps moyen d'attente des patients dans le SU, nous avons adopté une démarche d'optimisation via la simulation qui consiste à tester, d'une manière intelligente, plusieurs solutions et de s'arrêter (suivant un critère) pour une solution. Dans notre cas, nous avons développé un algorithme génétique pour la réorganisation du personnel du service sur des tranches horaires de 6h dans un jour.

Sans modification de l'effectif actuel du service (médecins, internes, infirmières et aides-soignantes), notre algorithme a abouti à une diminution de 12 minutes en temps moyen d'attente et 21 minutes en temps moyen de prise en charge. Nous avons exploré, par la suite, l'impact d'ajouter un personnel de chaque type d'effectif médical et para-médical, nous avons conclu que l'ajout d'une infirmière est la solution qui apporte plus de gain au niveau de notre critère qui se traduit avec une diminution de 25 minutes en temps moyen d'attente des patients par rapport à l'organisation actuelle.

En conclusion, nos contributions au niveau de cet axe sont :

- **Développement d'un modèle de simulation à événements discrets** : Le modèle de simulation prend en considération l'ensemble des opérations médicales, para-médicales et adjointes à la prise en charge des patients. Le modèle a une erreur de 5,98% entre le temps moyen d'attente des patients réel et simulé.
- **Optimisation du planning annuel du personnel par un algorithme génétique** : La solution optimisée à travers cette approche a apporté à une diminution de 12 minutes en temps moyen d'attente et 21 minutes en temps moyen de prise en charge des patients.

## Perspectives

Dans la suite de nos travaux, nous envisageons d'améliorer les performances des modèles de prévisions à long terme et à court terme en incluant des données externes qui peuvent impacter le phénomène d'arrivée des patients au SU. Selon les retours d'expériences des experts métiers (Médecins et Personnels administratifs du SU) le nombre de médecins traitants dans présent dans la ville à un impact important sur les visites aux SU. Les forts changements climatiques peuvent également provoquer une baisse ou une augmentation de l'afflux des patients du SU. Nous envisageons d'améliorer nos modèles de prévision par l'utilisation des modèles qui permettent l'intégration des données externes ou dites exogènes, le X-ARIMA [37, 93] faisant un bon exemple de ce type de modèle.

Dans l'état actuel des performances de nos modèles, nous envisageons de les tester sur d'autres centres hospitaliers afin d'évaluer la robustesse de notre démarche aux données d'entrées (historique de passage des patients). En effet, nous avons testé nos modèles sur le SU du centre hospitalier de Charleville-Mézières et nous avons trouvé que ces derniers ont bien réussi à prévoir l'afflux de patients avec une performance de 91,45% pour le flux total des patients.

Une des phases post-soins dans le service des urgences est de trouver une place pour les patients à hospitaliser, à présent ce cas n'est pas modélisé vu qu'il nécessite la modélisation d'unités externes au service des urgences. L'intégration de ces unités dans le modèle de simulation pourra améliorer la performance du modèle et permettra l'optimisation du parcours global des patients dans l'hôpital.

Au niveau de l'optimisation des ressources humaines dans le service des urgences, la méthode développée à présent ne permet pas d'augmenter le nombre de ressources disponibles dans le service et s'intéresse seulement à la réorganisation des ressources disponibles. En perspective d'amélioration, on peut développer une méta-heuristique qui permet à la fois le dimensionnement et la planification des ressources humaines (Médecin, Infirmière et Aide-soignant) dans le service des urgences, à l'issue, la méthode aura deux objectifs à minimiser : le nombre de personnel (ou maximiser le taux d'occupation des ressources) et le temps moyen d'attente des patients. Une méta-heuristique du type NSGA-II pourra être développée pour fournir un front de solutions optimisées afin de donner plus de choix au décideur.

# Bibliographie

- [1] CHT, *Rapport d'Activité*, 2015.
- [2] C. Cassandras and S. Lafortune, "Introduction to discrete event systems," *Kluwer Academic Publishers*, 1999.
- [3] G. Fleury, P. Lacomme, and A. Tanguy, "Simulation à événements discrets," *Eyrolles*, 2007.
- [4] J. Dréo, A. Pétrowski, P. Siarry, and E. Taillard, "Métaheuristiques pour l'optimisation difficile," *Eyrolles*, 2005.
- [5] W. T. Lin, Y. C. Wu, J. S. Zheng, and M. Y. Chen, "Analysis by data mining in the emergency medicine triage database at a Taiwanese regional hospital," *Expert Systems with Applications*, vol. 38, no. 9, pp. 11 078–11 084, Sep. 2011.
- [6] N. Lavrač, "Selected techniques for data mining in medicine," *Artificial Intelligence in Medicine*, vol. 16, no. 1, pp. 3–23, May 1999.
- [7] M. J. Crawley, "Analysis of Variance," in *The R Book*. John Wiley & Sons, Ltd, 2007, pp. 449–488, doi : 10.1002/9780470515075.ch11.
- [8] R. Agrawal, T. Imieliński, and A. Swami, "Mining Association Rules Between Sets of Items in Large Databases," in *Proceedings of the 1993 ACM SIGMOD International Conference on Management of Data*, ser. SIGMOD '93. New York, NY, USA : ACM, 1993, pp. 207–216.
- [9] J. Y. Lettvin, H. R. Maturana, W. S. McCulloch, and W. H. Pitts, "What the Frog's Eye Tells the Frog's Brain," *Proceedings of the IRE*, vol. 47, no. 11, pp. 1940–1951, Nov. 1959.
- [10] D. W. Aha, D. Kibler, and M. K. Albert, "Instance-based learning algorithms," *Machine Learning*, vol. 6, no. 1, pp. 37–66, Jan. 1991.
- [11] J. Holland, "Genetic Algorithms and the Optimal Allocation of Trials," *SIAM Journal on Computing*, vol. 2, no. 2, pp. 88–105, Jun. 1973.



- [12] G. Vassilacopoulos, "Allocating Doctors to Shifts in an Accident and Emergency Department," *The Journal of the Operational Research Society*, vol. 36, no. 6, pp. 517–523, 1985.
- [13] A. M. Bagirov and L. Churilov, "An Optimization-Based Approach to Patient Grouping for Acute Healthcare in Australia," in *Computational Science — ICCS 2003*, ser. Lecture Notes in Computer Science, P. M. A. Sloot, D. Abramson, A. V. Bogdanov, Y. E. Gorbachev, J. J. Dongarra, and A. Y. Zomaya, Eds. Springer Berlin Heidelberg, 2003, no. 2659, pp. 20–29.
- [14] I. K. Altinel and E. Ulas, "Simulation modeling for emergency bed requirement planning," *Annals of Operations Research*, vol. 67, no. 1, pp. 183–210, Dec. 1996.
- [15] E. Cabrera, E. Luque, M. Taboada, F. Epelde, and M. Iglesias, "ABMS optimization for emergency departments," in *Simulation Conference (WSC), Proceedings of the 2012 Winter*, Dec. 2012, pp. 1–12.
- [16] L. Gilson, "Trust and the development of health care as a social institution," *Social Science & Medicine*, vol. 56, no. 7, pp. 1453–1468, Apr. 2003.
- [17] A. Banerjee, A. Deaton, and E. Duflo, "Health, Health care, and Economic Development," *The American economic review*, vol. 94, no. 2, pp. 326–330, May 2004.
- [18] V. R. Kutty, "Historical analysis of the development of health care facilities in Kerala State, India," *Health Policy and Planning*, vol. 15, no. 1, pp. 103–109, Mar. 2000.
- [19] A. Boyle, K. Beniuk, I. Higginson, and P. Atkinson, "Emergency Department Crowding : Time for Interventions and Policy Evaluations," *Emergency Medicine International*, vol. 2012, p. e838610, Feb. 2012.
- [20] D. Yu, R. C. Blocker, M. Y. Sir, M. S. Hallbeck, T. R. Hellmich, T. Cohen, D. M. Nestler, and K. S. Pasupathy, "Intelligent Emergency Department : Validation of Sociometers to Study Workload," *Journal of Medical Systems*, vol. 40, no. 3, p. 53, Mar. 2016.
- [21] oru ca.com, "Panorama Urgences 2013," Dec. 2014.
- [22] R. Derlet, J. Richards, and R. Kravitz, "Frequent overcrowding in U.S. emergency departments," *Academic Emergency Medicine : Official Journal of the Society for Academic Emergency Medicine*, vol. 8, no. 2, pp. 151–155, Feb. 2001.
- [23] M. Foley, N. Kifaieh, and W. K. Mallon, "Financial Impact of Emergency Department Crowding," *Western Journal of Emergency Medicine*, vol. 12, no. 2, pp. 192–197, May 2011.

- 
- [24] B. C. Sun, R. Y. Hsia, R. E. Weiss, D. Zingmond, L.-J. Liang, W. Han, H. McCreath, and S. M. Asch, "Effect of emergency department crowding on outcomes of admitted patients," *Annals of Emergency Medicine*, vol. 61, no. 6, pp. 605–611.e6, Jun. 2013.
- [25] I. Ajmi, H. Zgaya, and S. Hammadi, "Optimized Workflow for the Healthcare Logistic : Case of the Pediatric Emergency Department," in *7th International Conference on Practical Applications of Computational Biology & Bioinformatics*, ser. Advances in Intelligent Systems and Computing, M. S. Mohamad, L. Nanni, M. P. Rocha, and F. Fdez-Riverola, Eds. Springer International Publishing, 2013, no. 222, pp. 77–84.
- [26] H. Y. Atallah and E. K. Lee, "Modeling and Optimizing Emergency Department Workflow."
- [27] M. Gendreau, J. Ferland, B. Gendron, N. Hail, B. Jaumard, S. Lapierre, G. Pesant, and P. Soriano, "Physician Scheduling in Emergency Rooms," in *Practice and Theory of Automated Timetabling VI*, ser. Lecture Notes in Computer Science, E. K. Burke and H. Rudová, Eds. Springer Berlin Heidelberg, 2007, no. 3867, pp. 53–66.
- [28] N. Coskun and R. Erol, "An Optimization Model for Locating and Sizing Emergency Medical Service Stations," *Journal of Medical Systems*, vol. 34, no. 1, pp. 43–49, Feb. 2010.
- [29] B. Y.-J. Lin, C.-P. C. Hsu, M.-C. Chao, S.-P. Luh, S.-W. Hung, and G.-M. Breen, "Physician and Nurse Job Climates in Hospital-Based Emergency Departments in Taiwan : Management and Implications," *Journal of Medical Systems*, vol. 32, no. 4, pp. 269–281, Aug. 2008.
- [30] L. Luo, Y. Luo, Y. You, Y. Cheng, Y. Shi, and R. Gong, "A MIP Model for Rolling Horizon Surgery Scheduling," *Journal of Medical Systems*, vol. 40, no. 5, p. 127, May 2016.
- [31] M. Cooke, S. Wilson, J. Halsall, and A. Roalfe, "Total time in English accident and emergency departments is related to bed occupancy," *Emergency Medicine Journal : EMJ*, vol. 21, no. 5, pp. 575–576, Sep. 2004.
- [32] M. J. Schull, M. M. Mamdani, and J. Fang, "Influenza and emergency department utilization by elders," *Academic Emergency Medicine : Official Journal of the Society for Academic Emergency Medicine*, vol. 12, no. 4, pp. 338–344, Apr. 2005.
- [33] J. H. Han, C. Zhou, D. J. France, S. Zhong, I. Jones, A. B. Storrow, and D. Aronsky, "The effect of emergency department expansion on emergency department overcrowding," *Academic Emergency Medicine : Official Journal of the Society for Academic Emergency Medicine*, vol. 14, no. 4, pp. 338–343, Apr. 2007.

- [34] J. G. De Gooijer and R. J. Hyndman, “25 years of time series forecasting,” *International Journal of Forecasting*, vol. 22, no. 3, pp. 443–473, 2006.
- [35] G. U. Yule, “On a Method of Investigating Periodicities in Disturbed Series, with Special Reference to Wolfer’s Sunspot Numbers,” *Philosophical Transactions of the Royal Society of London A : Mathematical, Physical and Engineering Sciences*, vol. 226, no. 636-646, pp. 267–298, Jan. 1927.
- [36] G. Walker, “On Periodicity in Series of Related Terms,” *Proceedings of the Royal Society of London A : Mathematical, Physical and Engineering Sciences*, vol. 131, no. 818, pp. 518–532, Jun. 1931.
- [37] G. E. P. Box and G. M. Jenkins, “Time Series Analysis, Forecasting and Control.” *Journal of the Royal Statistical Society. Series A (General)*, vol. 134, no. 3, p. 450, 1971.
- [38] D. F. Findley, B. C. Monsell, W. R. Bell, M. C. Otto, and B.-C. Chen, “New Capabilities and Methods of the X-12-ARIMA Seasonal-Adjustment Program,” *Journal of Business & Economic Statistics*, vol. 16, no. 2, p. 127, Apr. 1998.
- [39] R. G. Brown, *Statistical forecasting for inventory control*. New York : McGraw-Hill, 1959.
- [40] C. C. Holt, “Forecasting seasonals and trends by exponentially weighted moving averages,” *International Journal of Forecasting*, vol. 20, no. 1, pp. 5–10, Jan. 2004.
- [41] P. R. Winters, “Forecasting Sales by Exponentially Weighted Moving Averages,” *Management Science*, vol. 6, no. 3, pp. 324–342, Apr. 1960.
- [42] R. E. Abdel-Aal, “Univariate modeling and forecasting of monthly energy demand time series using abductive and neural networks,” *Computers & Industrial Engineering*, vol. 54, no. 4, pp. 903–917, May 2008.
- [43] J. Shahrabi, E. Hadavandi, and S. Asadi, “Developing a hybrid intelligent model for forecasting problems : Case study of tourism demand time series,” *Knowledge-Based Systems*, vol. 43, pp. 112–122, May 2013.
- [44] S. F. Crone, M. Hibon, and K. Nikolopoulos, “Corrigendum to “Advances in forecasting with neural networks? Empirical evidence from the NN3 competition on time series prediction” [Int. J. Forecast. 27 (2011) 635–660],” *International Journal of Forecasting*, vol. 30, no. 4, p. 1138, Oct. 2014.
- [45] S. M. Clarke, J. H. Griebisch, and T. W. Simpson, “Analysis of Support Vector Regression for Approximation of Complex Engineering Analyses,” *Journal of Mechanical Design*, vol. 127, no. 6, pp. 1077–1087, Aug. 2004.

- 
- [46] W.-C. Hong, "Electric load forecasting by support vector model," *Applied Mathematical Modelling*, vol. 33, no. 5, pp. 2444–2454, May 2009.
- [47] G. K. F. Tso and K. K. W. Yau, "Predicting electricity energy consumption : A comparison of regression analysis, decision tree and neural networks," *Energy*, vol. 32, no. 9, pp. 1761–1768, Sep. 2007.
- [48] L. Yang, J. C. Lam, J. Liu, and C. L. Tsang, "Building energy simulation using multi-years and typical meteorological years in different climates," *Energy Conversion and Management*, vol. 49, no. 1, pp. 113–124, Jan. 2008.
- [49] J. C. Lam, K. K. W. Wan, D. Liu, and C. L. Tsang, "Multiple regression models for energy use in air-conditioned office buildings in different climates," *Energy Conversion and Management*, vol. 51, no. 12, pp. 2692–2697, Dec. 2010.
- [50] U. D. Caprio, R. Genesio, S. Pozzi, and A. Vicino, "Short term load forecasting in electric power systems : A comparison of ARMA models and extended wiener filtering," *Journal of Forecasting*, vol. 2, no. 1, pp. 59–76, Jan. 1983.
- [51] J. D. Cummins and G. L. Griepentrog, "Forecasting automobile insurance paid claim costs using econometric and ARIMA models," *International Journal of Forecasting*, vol. 1, no. 3, pp. 203–215, Jan. 1985.
- [52] S. E. Hein and R. E. Spudeck, "Forecasting the daily federal funds rate," *International Journal of Forecasting*, vol. 4, no. 4, pp. 581–591, Jan. 1988.
- [53] P. J. Dhrymes and S. C. Peristiani, "A comparison of the forecasting performance of WEFA and ARIMA time series methods," *International Journal of Forecasting*, vol. 4, no. 1, pp. 81–101, Jan. 1988.
- [54] M. D. Geurts and J. Patrick Kelly, "Forecasting retail sales using alternative models," *International Journal of Forecasting*, vol. 2, no. 3, pp. 261–272, Jan. 1986.
- [55] P. Grambsch and W. A. Stahel, "Forecasting demand for special telephone services," *International Journal of Forecasting*, vol. 6, no. 1, pp. 53–64, Jan. 1990.
- [56] P. Pflaumer, "Forecasting US population totals with the Box-Jenkins approach," *International Journal of Forecasting*, vol. 8, no. 3, pp. 329–338, Nov. 1992.
- [57] J. du Preez and S. F. Witt, "Univariate versus multivariate time series forecasting : an application to international tourism demand," *International Journal of Forecasting*, vol. 19, no. 3, pp. 435–451, Jul. 2003.
- [58] A. P. Layton, L. V. Defris, and B. Zehnwirth, "An international comparison of economic leading indicators of telecommunications traffic," *International Journal of Forecasting*, vol. 2, no. 4, pp. 413–425, Jan. 1986.

- [59] L. Bianchi, J. Jarrett, and R. Choudary Hanumara, "Improving forecasting for telemarketing centers by ARIMA modeling with intervention," *International Journal of Forecasting*, vol. 14, no. 4, pp. 497–504, Dec. 1998.
- [60] R. M. J. Heuts and J. H. J. M. Bronckers, "Forecasting the Dutch heavy truck market," *International Journal of Forecasting*, vol. 4, no. 1, pp. 57–79, Jan. 1988.
- [61] S. C. Hillmer, D. F. Larcker, and D. A. Schroeder, "Forecasting accounting data : A multiple time-series analysis," *Journal of Forecasting*, vol. 2, no. 4, pp. 389–404, Oct. 1983.
- [62] W. T. Lin, "Modeling and forecasting hospital patient movements : Univariate and multiple time series approaches," *International Journal of Forecasting*, vol. 5, no. 2, pp. 195–208, Jan. 1989.
- [63] J. M. Bates and C. W. J. Granger, "The Combination of Forecasts," *OR*, vol. 20, no. 4, pp. 451–468, 1969.
- [64] P. Newbold and C. Granger, "J. R. Stat. Soc. Ser. A-G." vol. 137, no. 2, pp. 131–165, 1974.
- [65] R. Winkler and S. Makridakis, "The combination of forecasts," *Journal of the Royal Statistical Society, Series A*, vol. 146, no. 2, pp. 150–157, 1983.
- [66] R. T. Clemen, "Combining forecasts : A review and annotated bibliography," *International Journal of Forecasting*, vol. 5, no. 4, pp. 559–583, Jan. 1989.
- [67] D. Bunn, "Statistical efficiency in the linear combination of forecasts," *International Journal of Forecasting*, vol. 1, no. 2, pp. 151–163, 1985.
- [68] C. Granger and R. Ramanathan, "Improved methods of combining forecasts," *Journal of Forecasting*, vol. 3, no. 2, pp. 197–204, 1984.
- [69] C. Aksu and S. I. Gunter, "An empirical analysis of the accuracy of SA, OLS, ERLS and NRLS combination forecasts," *International Journal of Forecasting*, vol. 8, no. 1, pp. 27–43, Jun. 1992.
- [70] S. Gunter, "Nonnegativity restricted least squares combinations," *International Journal of Forecasting*, vol. 8, no. 1, pp. 45–59, 1992.
- [71] C. M. Miller, R. T. Clemen, and R. L. Winkler, "The effect of nonstationarity on combined forecasts," *International Journal of Forecasting*, vol. 7, no. 4, pp. 515–529, Mar. 1992.

- 
- [72] L. M. de Menezes and D. W. Bunn, "The persistence of specification problems in the distribution of combined forecast errors," *International Journal of Forecasting*, vol. 14, no. 3, pp. 415–426, 1998.
- [73] J. W. Taylor and D. W. Bunn, "Investigating improvements in the accuracy of prediction intervals for combinations of forecasts : A simulation study," *International Journal of Forecasting*, vol. 15, no. 3, pp. 325–339, 1999.
- [74] M. Hibon and T. Evgeniou, "To combine or not to combine : selecting among forecasts and their combinations," *International Journal of Forecasting*, vol. 21, no. 1, pp. 15–24, 2005.
- [75] P. C. Milner, "Forecasting the demand on accident and emergency departments in health districts in the Trent region," *Statistics in Medicine*, vol. 7, no. 10, pp. 1061–1072, Oct. 1988.
- [76] F. Kadri, F. Harrou, S. Chaabane, and C. Tahon, "Time Series Modelling and Forecasting of Emergency Department Overcrowding," *Journal of Medical Systems*, vol. 38, no. 9, pp. 1–20, Jul. 2014.
- [77] Y. Sun, B. H. Heng, Y. T. Seow, and E. Seow, "Forecasting daily attendances at an emergency department to aid resource planning," *BMC Emergency Medicine*, vol. 9, no. 1, pp. 1–9, Jan. 2009.
- [78] S. A. Jones, M. P. Joy, and J. Pearson, "Forecasting Demand of Emergency Care," *Health Care Management Science*, vol. 5, no. 4, pp. 297–305, Nov. 2002.
- [79] S. S. Jones, R. S. Evans, T. L. Allen, A. Thomas, P. J. Haug, S. J. Welch, and G. L. Snow, "A multivariate time series approach to modeling and forecasting demand in the emergency department," *Journal of Biomedical Informatics*, vol. 42, no. 1, pp. 123–139, Feb. 2009.
- [80] H.-Y. Shi, J.-T. Tsai, W.-H. Ho, and K.-T. Lee, "Autoregressive integrated moving average model for long-term prediction of emergency department revenue and visitor volume," in *2011 International Conference on Machine Learning and Cybernetics (ICMLC)*, vol. 3, Jul. 2011, pp. 979–982.
- [81] A. Ekström, L. Kurland, N. Farrokhnia, M. Castrén, and M. Nordberg, "Forecasting Emergency Department Visits Using Internet Data," *Annals of Emergency Medicine*.
- [82] J. Boyle, M. Wallis, M. Jessup, J. Crilly, J. Lind, P. Miller, and G. Fitzgerald, "Regression forecasting of patient admission data," in *30th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society, 2008. EMBS 2008*, Aug. 2008, pp. 3819–3822.

- [83] J. Bergs, P. Heerinckx, and S. Verelst, “Knowing what to expect, forecasting monthly emergency department visits : A time-series analysis,” *International Emergency Nursing*, vol. 22, no. 2, pp. 112–115, Apr. 2014.
- [84] J. Stout, W.A. and B. Tawney, “An Excel forecasting model to aid in decision making that affects hospital resource/bed utilization - hospital capability to admit emergency room patients,” in *2005 IEEE Systems and Information Engineering Design Symposium*, Apr. 2005, pp. 222–228.
- [85] B. Mielczarek, “Estimating future demand for hospital emergency services at the regional level,” in *Simulation Conference (WSC), 2013 Winter*, Dec. 2013, pp. 2386–2397.
- [86] G. Bouleux, E. Marcon, and O. Mory, “Early Index for Detection of Pediatric Emergency Department Crowding,” *IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics*, vol. PP, no. 99, pp. 1–1, 2014.
- [87] D. C. Medina, S. E. Findley, B. Guindo, and S. Doumbia, “Forecasting Non-Stationary Diarrhea, Acute Respiratory Infection, and Malaria Time-Series in Niono, Mali,” *PLoS ONE*, vol. 2, no. 11, Nov. 2007.
- [88] R. J. Hyndman, A. B. Koehler, R. D. Snyder, and S. Grose, “A state space framework for automatic forecasting using exponential smoothing methods,” *International Journal of Forecasting*, vol. 18, no. 3, pp. 439–454, Jul. 2002.
- [89] R. Champion, L. D. Kinsman, G. A. Lee, K. A. Masman, E. A. May, T. M. Mills, M. D. Taylor, P. R. Thomas, and R. J. Williams, “Forecasting emergency department presentations,” *Australian Health Review : A Publication of the Australian Hospital Association*, vol. 31, no. 1, pp. 83–90, Feb. 2007.
- [90] P. Aboagye-Sarfo, Q. Mai, F. M. Sanfilippo, D. B. Preen, L. M. Stewart, and D. M. Fatovich, “A comparison of multivariate and univariate time series approaches to modelling and forecasting emergency department demand in Western Australia,” *Journal of Biomedical Informatics*, vol. 57, pp. 62–73, Oct. 2015.
- [91] M. Jalalpour, Y. Gel, and S. Levin, “Forecasting demand for health services : Development of a publicly available toolbox,” *Operations Research for Health Care*, vol. 5, pp. 1–9, Jun. 2015.
- [92] N. R. Sanders, “Forecasting Theory,” in *Wiley Encyclopedia of Electrical and Electronics Engineering*. John Wiley & Sons, Inc., 2001, doi : 10.1002/047134608X.W3325.
- [93] P. J. Brockwell and R. A. Davis, Eds., *Introduction to Time Series and Forecasting*, ser. Springer Texts in Statistics. New York, NY : Springer New York, 2002.

- 
- [94] R. B. Cleveland, W. S. Cleveland, and I. Terpenning, "STL : A seasonal-trend decomposition procedure based on loess," *Journal of Official Statistics*, vol. 6, no. 1, p. 3, 1990.
- [95] A. Yalaoui, H. Chehade, F. Yalaoui, and L. Amodeo, *Optimization of logistics*. John Wiley & Sons, 2012.
- [96] C. Chatfield, *The analysis of time series : an introduction*. CRC press, 2016.
- [97] C. Chatfield, "Calculating interval forecasts," *Journal of Business and Economic Statistics*, vol. 11, no. 2, pp. 121–135, 1993.
- [98] H. Akaike, "A new look at the statistical model identification," *IEEE transactions on automatic control*, vol. 19, no. 6, pp. 716–723, 1974.
- [99] M. Rosenblatt, Y. Roll, and V. Zyser, "A combined optimization and simulation approach for designing automated storage/retrieval systems," *IIE Transactions*, vol. 25, pp. 25–50, 1993.
- [100] E. Williams and I. Ahitov, "Scheduling analysis using discrete event simulation," in *Proceedings of the 29th Annual Simulation Symposium*, Louisiana, 1996, pp. 148–154.
- [101] H. Pierreval, "Using evolutionary algorithms and simulation for the optimization of manufacturing systems," *IIE Transactions*, vol. 29, no. 3, pp. 181–190, 1997.
- [102] R. Marasini and N. Dawood, "Simulation modelling and optimization of stockyard layouts for precast concrete products," in *Proceedings of the 34th Winter Simulation conference*, San Diego, California, 2002, pp. 1731–1736.
- [103] S. Gerner, A. Kobeissi, B. David, Z. Binder, and B. Descotes-Genon, "Integrated approach for disassembly processes generation and recycling evaluation of an end-of-life product," *International Journal of Production Research*, vol. 43, no. 1, pp. 195–222, 2005.
- [104] P. Sahlin, L. Eriksson, P. Grozman, H. Johnsson, and A. Shapovalov, "Whole building simulation with symbolic dae equations and general purpose solvers," *Building and Environment*, vol. 39, pp. 949–958, 2004.
- [105] C. Lutz, K. R. Davis, and M. Sun, "Determining buffer location and size in production lines using tabu search," *European Journal of Operational Research*, vol. 106, pp. 301–316, 1998.
- [106] A. Yalcin and R. Nambella, "An object oriented simulation framework for real-time control of automated flexible manufacturing systems," *Computers and Industrial Engineering*, vol. 48, pp. 111–127, 2005.



- [107] H. Chehade, L. Amodeo, and F. Yalaoui, "Simulation based optimization of a printing workshop using NSGA-II," in *META '06*, no. 576 (CD-ROM Proceedings). Hammamet, Tunisia : Métaheuristiques, november 2-3-4 2006.
- [108] Y. Hani, H. Chehade, L. Amodeo, and F. Yalaoui, "Algorithme génétique pour l'optimisation multiobjectif dans un atelier de maintenance ferroviaire," in *Proceedings du 7eme congrès de la société française de recherche opérationnelle et d'aide à la décision ROADEF*, Lille, France, Février 2006.
- [109] A. Iannoni and R. Morabito, "A discrete simulation analysis of a logistics supply system," *Transportation Research Part E*, vol. 42, pp. 191–210, 2006.
- [110] J.-M. Proth and N. Sauer, "Scheduling of piecewise constant product flows : A petri net approach," *European Journal of Operational Research*, vol. 106, no. 1, pp. 45 – 56, 1998.
- [111] A. M. Law, W. D. Kelton, and W. D. Kelton, *Simulation modeling and analysis*. McGraw-Hill New York, 1991, vol. 2.
- [112] T. Eldabi, R. Paul, and T. Young, "Simulation modelling in healthcare : reviewing legacies and investigating futures," *Journal of the Operational Research Society*, vol. 58, no. 2, pp. 262–270, 2007.
- [113] E. Bonabeau, "Agent-based modeling : Methods and techniques for simulating human systems," *Proceedings of the National Academy of Sciences*, vol. 99, no. suppl 3, pp. 7280–7287, 2002.
- [114] B. Heath, R. Hill, and F. Ciarallo, "A survey of agent-based modeling practices (january 1998 to july 2008)," *Journal of Artificial Societies and Social Simulation*, vol. 12, no. 4, p. 9, 2009.
- [115] E. Norling, L. Sonenberg, and R. Rönnquist, "Enhancing multi-agent based simulation with human-like decision making strategies," in *Multi-Agent-Based Simulation*. Springer, 2000, pp. 214–228.
- [116] E. R. Smith and F. R. Conrey, "Agent-based modeling : A new approach for theory building in social psychology," *Personality and social psychology review*, vol. 11, no. 1, pp. 87–104, 2007.
- [117] J. M. Epstein, "Modelling to contain pandemics," *Nature*, vol. 460, no. 7256, pp. 687–687, 2009.
- [118] P. A. Johnson and R. Sieber, "Agent-based modelling : A dynamic scenario planning approach to tourism pss," *Planning support systems : Best practices and new methods*, pp. 211–226, 2009.

- 
- [119] C. M. Macal and M. J. North, "Tutorial on agent-based modeling and simulation," in *Simulation Conference, 2005 Proceedings of the Winter*. IEEE, 2005, pp. 14–pp.
- [120] T. Murata, "Petri nets : properties, analysis and applications," *IEEE*, vol. 77, no. 4, pp. 541–580, 1989.
- [121] R. David and H. Alla, "Petri nets and grafcet - tools for modelling discrete event systems," *Prentice Hall*, 1992.
- [122] D. Devapriya, B. Descotes-Genon, and P. Ladet, "Petri net based node structures for distributed problem solving in fms control," *Computer Integrated Manufacturing Systems*, vol. 5, no. 3, pp. 229–238, 1992.
- [123] R. Bouyekhf and A. E. Moudni, "On the analysis of some structural properties of Petri nets," *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics - Part A : Systems and Humans*, vol. 35, no. 6, pp. 784–794, 2005.
- [124] C. Tolba, D. Lefebvre, P. Thomas, and A. Elmoudni, "Continuous and timed Petri nets for the macroscopic and microscopic traffic flow modelling," *Simulation Modelling Practice and Theory*, vol. 13, no. 5, pp. 407–436, 2005.
- [125] L. Amodeo, "Contribution à la simplification et à la commande des réseaux de petri stochastiques. application aux systèmes de production," Ph.D. dissertation, Université de Franche-Comté, 1999.
- [126] H. Abouaissa, B. Rabenasolo, M. Ferney, and P. Vaudrey, "Generic models for representing reactive and complex systems using hierarchical coloured petri nets," *Petri Net Newsletter*, vol. 48, pp. 27–48, 1995.
- [127] K. D'Souza and S. Khator, "System reconfiguration to avoid deadlocks in automated manufacturing systems," *Computers and Industrial Engineering*, vol. 32, no. 2, pp. 455–465, 1997.
- [128] K. Sørensen and J. Janssens, "Buffer allocation and required availability in a transfer line with unreliable machines," *International Journal of Production Economics*, vol. 74, pp. 163–173, 2001.
- [129] K. Sørensen and J. Janssens, "A Petri net model of a continuous flow transfer line with unreliable machine," *Production, Manufacturing and Logistics*, vol. 152, pp. 248–262, 2004.
- [130] O. Kilincci and G. Bayhan, "A Petri net approach for simple assembly line balancing problems," *International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, vol. 30, pp. 1165–1173, 2006.

- [131] K. Labadi, H. Chen, and L. Amodeo, “Modeling and performance evaluation of inventory systems using batch deterministic and stochastic Petri nets,” *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics Part C : Applications and Reviews*, vol. 36, no. 6, pp. 1287–1302, 2007.
- [132] M. Minoux, “Programmation mathématique,” *Tec et Doc*, 2007.
- [133] B. Bunday, “An introduction to queueing theory,” *Arnold Halsted Press*, 1996.
- [134] D. D. Almeida, “Modélisation par réseaux de files d’attente de systèmes de production,” Ph.D. dissertation, Université de Clermont-Ferrand, 1996.
- [135] D. M. Ferrin, M. J. Miller, and D. L. McBroom, “Maximizing hospital financial impact and emergency department throughput with simulation,” in *Proceedings of the 39th conference on Winter simulation : 40 years! The best is yet to come*. IEEE Press, 2007, pp. 1566–1573.
- [136] T. Ruohonen, P. Neittaanmäki, and J. Teittinen, “Simulation model for improving the operation of the emergency department of special health care,” in *Proceedings of the 38th conference on Winter simulation*. Winter Simulation Conference, 2006, pp. 453–458.
- [137] D. Sinreich and Y. N. Marmor, “A simple and intuitive simulation tool for analyzing emergency department operations,” in *Simulation Conference, 2004. Proceedings of the 2004 Winter*, vol. 2. IEEE, 2004, pp. 1994–2002.
- [138] A. Wiinamaki and R. Dronzek, “Emergency departments i : using simulation in the architectural concept phase of an emergency department design,” in *Proceedings of the 35th conference on Winter simulation : driving innovation*. Winter Simulation Conference, 2003, pp. 1912–1916.
- [139] A. M. Alvarez and M. A. Centeno, “Enhancing simulation models for emergency rooms using vba,” in *Simulation Conference Proceedings, 1999 Winter*, vol. 2. IEEE, 1999, pp. 1685–1693.
- [140] M. J. Miller, D. M. Ferrin, and J. M. Szymanski, “Emergency departments ii : simulating six sigma improvement ideas for a hospital emergency department,” in *Proceedings of the 35th conference on Winter simulation : driving innovation*. Winter Simulation Conference, 2003, pp. 1926–1929.
- [141] M. J. Miller, D. M. Ferrin, and M. G. Messer, “Fixing the emergency department : A transformational journey with edsim,” in *Proceedings of the 36th conference on Winter simulation*. Winter Simulation Conference, 2004, pp. 1988–1993.
- [142] M. J. Miller, D. M. Ferrin, T. Flynn, M. Ashby, K. P. White, and M. G. Mauer, “Using rfid technologies to capture simulation data in a hospital emergency department,” in

- 
- Simulation Conference, 2006. WSC 06. Proceedings of the Winter.* IEEE, 2006, pp. 1365–1371.
- [143] D. C. Lane, C. Monefeldt, and E. Husemann, “Client involvement in simulation model building : hints and insights from a case study in a london hospital,” *Health care management science*, vol. 6, no. 2, pp. 105–116, 2003.
- [144] D. C. Lane, C. Monefeldt, and J. Rosenhead, “Looking in the wrong place for healthcare improvements : A system dynamics study of an accident and emergency department,” *Journal of the operational Research Society*, pp. 518–531, 2000.
- [145] W. D. Kelton, *Simulation with ARENA.* McGraw-hill, 2002.
- [146] M. L. Delignette-Muller, C. Dutang, and others, “fitdistrplus : An R package for fitting distributions,” *Journal of Statistical Software*, vol. 64, no. 4, pp. 1–34, 2015.
- [147] G. Casella and R. L. Berger, *Statistical inference.* Duxbury Pacific Grove, CA, 2002, vol. 2.
- [148] A. C. Cullen and H. C. Frey, *Probabilistic techniques in exposure assessment : a handbook for dealing with variability and uncertainty in models and inputs.* Springer Science & Business Media, 1999.
- [149] M. L. García, M. A. Centeno, C. Rivera, and N. DeCario, “Reducing time in an emergency room via a fast-track,” in *Simulation Conference Proceedings, 1995. Winter.* IEEE, 1995, pp. 1048–1053.
- [150] P. Erard and P. Déguénon, “Simulation par événements discrets,” *PPUR presses polytechniques*, 1996, iSBN : 2-88074-295-1.
- [151] J. Misra, “Distributed discrete-event simulation,” *Computing Surveys*, vol. 18, no. 1, pp. 39–65, 1986.
- [152] I. E. Mahi, O. Grunder, and A. E. Moudni, “Modelling-optimization approach for discrete event systems using the (Max,+) algebra and genetic algorithms,” *International Journal of Innovative Computing, Information and Control*, vol. 2, no. 4, pp. 771–788, 2006.
- [153] A. Yalaoui, “Simulation des systèmes industriels,” *Polycopié du cours SY15*, 2009, université de Technologie de Troyes.
- [154] L. B. Holm, H. Lurås, and F. A. Dahl, “Improving hospital bed utilisation through simulation and optimisation : With application to a 40% increase in patient volume in a Norwegian general hospital,” *International Journal of Medical Informatics*, vol. 82, no. 2, pp. 80–89, Feb. 2013.

- [155] H. Guo and J. Tang, "Integrating Simulation with Optimization in Emergency Department Management," in *Engineering Asset Management - Systems, Professional Practices and Certification*, ser. Lecture Notes in Mechanical Engineering, P. W. Tse, J. Mathew, K. Wong, R. Lam, and C. N. Ko, Eds. Springer International Publishing, 2015, pp. 1483–1496.
- [156] Y. Hani, "Optimisation physique et logique d'un établissement industriel : étude de l'eimm de romilly sur seine - sncf," Ph.D. dissertation, Université de Technologie de Troyes, 2006.
- [157] D. Goodall, "Building and testing ecosystems models," *Mathematical Models in Ecology*, 1972.
- [158] J. Rykiel, "Testing ecological models : the meaning of validation," *Ecological Modelling*, vol. 90, no. 3, pp. 229–244, 1996.
- [159] W. Kelton, R. Sadowski, and D. Sadowski, *Simulation with Arena*. McGraw-Hill, 1998.
- [160] M. Vamanan, Q. Wang, R. Batta, and R. Szczerba, "Integration of COTS software products arena and cplex for an inventory/logistic problem," *Computers and Operations Research*, vol. 31, pp. 533–547, 2004.
- [161] T. Yang, Y. Kuo, and P. Chou, "Solving a multiresponse simulation problem using a dual-response system and scatter search method," *Simulation Modelling Practice and Theory*, vol. 13, no. 4, pp. 356–369, 2005.
- [162] F. Dugardin, H. Chehade, L. Amodeo, F. Yalaoui, and C. Prins, *Hybrid Job Shop and parallel machine scheduling problems : minimization of total tardiness criterion*. Advanced Robotic System Journal, 2007, ch. 16, pp. 273 – 292, ISBN : 978-3-902613-02-8.
- [163] H. Chehade, L. Amodeo, F. Yalaoui, and P. D. Guglielmo, "Optimisation multiobjectif appliquée au problème de dimensionnement de buffers," in *Proceedings of LT'07 Logistique et Transport*, Sousse, Tunisia, Novembre 2007, pp. 337–342.
- [164] N. R. Hoot and D. Aronsky, "Systematic Review of Emergency Department Crowding : Causes, Effects, and Solutions," *Annals of Emergency Medicine*, vol. 52, no. 2, pp. 126–136.e1, Aug. 2008.
- [165] S. Rodier, "Une tentative d'unification et de résolution des problèmes de modélisation et d'optimisation dans les systèmes hospitaliers . Application au nouvel hôpital Est-taing," Ph.D. dissertation.
- [166] J. P. Tupesis, C. Babcock, D. Char, K. Alagappan, B. Hexom, and G. B. Kapur, "Optimizing global health experiences in emergency medicine residency programs : a consensus statement from the Council of Emergency Medicine Residency Directors

- 
- 2011 Academic Assembly global health specialty track,” *International Journal of Emergency Medicine*, vol. 5, no. 1, pp. 1–5, Nov. 2012.
- [167] M. C. Fu and J.-Q. Hu, “Sensitivity analysis for monte carlo simulation of option pricing,” *Probability in the Engineering and Informational Sciences*, vol. 9, no. 3, pp. 417–446, 1995.
- [168] P. Kim and Y. Ding, “Optimal engineering system design guided by data-mining methods,” *Technometrics*, vol. 47, no. 3, pp. 336–348, 2005.
- [169] M. Semini, H. Fauske, and J. O. Strandhagen, “Applications of discrete-event simulation to support manufacturing logistics decision-making : a survey,” in *Simulation Conference, 2006. WSC 06. Proceedings of the Winter*. IEEE, 2006, pp. 1946–1953.
- [170] S. Andradóttir, “Simulation optimization with countably infinite feasible regions : Efficiency and convergence,” *ACM Transactions on Modeling and Computer Simulation (TOMACS)*, vol. 16, no. 4, pp. 357–374, 2006.
- [171] M. Fu, “Optimization for simulation : theory vs. practice,” *Informs Journal on Computing*, vol. 14, pp. 192–215, 2002.
- [172] L. J. Hong and B. L. Nelson, “A brief introduction to optimization via simulation,” in *Simulation Conference (WSC), Proceedings of the 2009 Winter*. IEEE, 2009, pp. 75–85.
- [173] F. Glover, J. Kelly, and M. Laguna, “New advances and applications of combining simulation and optimization,” in *Proceedings of the 28th Winter Simulation conference*, Coronado, California, 1996, pp. 144–152.
- [174] M. H. Alrefaei and S. Andradóttir, “A modification of the stochastic ruler method for discrete stochastic optimization,” *European Journal of Operational Research*, vol. 133, no. 1, pp. 160–182, 2001.
- [175] D. Yan and H. Mukai, “Stochastic discrete optimization,” *SIAM Journal on control and optimization*, vol. 30, no. 3, pp. 594–612, 1992.
- [176] S. Andradóttir, “A method for discrete stochastic optimization,” *Management Science*, vol. 41, no. 12, pp. 1946–1961, 1995.
- [177] Andradóttir and Sigrún, “A global search method for discrete stochastic optimization,” *SIAM Journal on Optimization*, vol. 6, no. 2, pp. 513–530, 1996.
- [178] S. Andradóttir and A. A. Prudius, “Balanced explorative and exploitative search with estimation for simulation optimization,” *INFORMS Journal on Computing*, vol. 21, no. 2, pp. 193–208, 2009.

- [179] M. H. Alrefaei and S. Andradóttir, “A simulated annealing algorithm with constant temperature for discrete stochastic optimization,” *Management science*, vol. 45, no. 5, pp. 748–764, 1999.
- [180] W.-B. Gong, Y.-C. Ho, and W. Zhai, “Stochastic comparison algorithm for discrete optimization with estimation,” *SIAM Journal on Optimization*, vol. 10, no. 2, pp. 384–404, 2000.
- [181] J. Pichitlamken and B. L. Nelson, “A combined procedure for optimization via simulation,” *ACM Transactions on Modeling and Computer Simulation (TOMACS)*, vol. 13, no. 2, pp. 155–179, 2003.
- [182] L. Shi *et al.*, “Nested partitions method for stochastic optimization,” *Methodology and Computing in Applied probability*, vol. 2, no. 3, pp. 271–291, 2000.
- [183] L. J. Hong and B. L. Nelson, “Discrete optimization via simulation using compass,” *Operations Research*, vol. 54, no. 1, pp. 115–129, 2006.
- [184] E. Cabrera, “Simulation Optimization for Healthcare Emergency Departments,” *Procedia CS*, vol. 9, pp. 1464–1473, 2012.
- [185] L. Makdessian, “Structuration et choix d’équipements des lignes de production : approches mono et multicritère,” Ph.D. dissertation, Université de Technologie de Troyes, 2005.
- [186] D. Sinreich and Y. Marmor, “Emergency department operations : the basis for developing a simulation tool,” *IIE transactions*, vol. 37, no. 3, pp. 233–245, 2005.
- [187] A. Scholl, *Balancing and sequencing of assembly lines*. Physica-Verlag, 1999.
- [188] S. Kirkpatrick, C. Gelatt, and M. Vecchi, “Optimization by simulated annealing,” *Science*, vol. 220, no. 4598, pp. 671–680, 1983.
- [189] D. E. Goldberg, “Genetic algorithms and rule learning in dynamic system control,” in *Proc. of the International Conference on Genetic Algorithms and Their Applications*, Pittsburgh, PA, 1985, pp. 8–15.
- [190] F. Glover, “Tabu search : A tutorial,” *Interfaces*, vol. 20, no. 4, pp. 74–94, 1990.
- [191] M. Dorigo, “Optimization, learning and natural algorithms,” Ph.D. dissertation, Politecnico di Milano, 1992.
- [192] B. Descotes-Genon, “Problème de logistique inverse : utilisation d’une méta-heuristique dans une application de transfert de marchandises,” *Revue REE*, vol. 1, pp. 34–40, 2005.

- 
- [193] P. Lacomme, C. Prins, and M. Sevaux, "Multiobjective capacitated arc routing problem," *Lecture Notes in Computer Science*, vol. 2632, pp. 550–564, 2003.
- [194] D. Goldberg, "Genetic algorithms in search, optimization and machine learning," *Kluwer Academic Publishers*, 1989.
- [195] T. M. Amaral and A. P. C. Costa, "Improving decision-making and management of hospital resources : An application of the PROMETHEE II method in an Emergency Department," *Operations Research for Health Care*, vol. 3, no. 1, pp. 1–6, Mar. 2014.
- [196] L. J. Baraff, J. M. Cameron, and R. Sekhon, "Direct costs of emergency medical care : a diagnosis-based case-mix classification system," *Annals of emergency medicine*, vol. 20, no. 1, pp. 1–7, 1991.
- [197] R. R. Roberts, P. W. Frutos, G. G. Ciavarella, L. M. Gussow, E. K. Mensah, L. M. Kampe, H. E. Straus, G. Joseph, and R. J. Rydman, "Distribution of variable vs fixed costs of hospital care," *Jama*, vol. 281, no. 7, pp. 644–649, 1999.
- [198] S. G. Lynn and A. L. Kellermann, "Critical decision making : Managing the emergency department in an overcrowded hospital," *Annals of Emergency Medicine*, vol. 20, no. 3, pp. 287–292, Mar. 1991.
- [199] T.-L. Chen and C.-C. Wang, "Multi-objective simulation optimization for medical capacity allocation in emergency department," *Journal of Simulation*, vol. 10, no. 1, pp. 50–68, Feb. 2016.
- [200] E. C. Cabrera Flores, "Optimization of Healthcare Emergency Departments by Agent-Based Simulation," Ph.D. dissertation.
- [201] H. El-Maraghy, I. Abdallah, and W. El-Maraghy, "On-line simulation and control in manufacturing systems," *Annals of the CIRP*, vol. 47, pp. 401–404, 1998.
- [202] T. Yang, Y. Kuo, and P. Chou, "Optimization of physical flows in an automotive manufacturing plant : some experiments and issues," *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, vol. 16, pp. 293–305, 2003.
- [203] S. Villa, A. Prenestini, and I. Giusepi, "A framework to analyze hospital-wide patient flow logistics : Evidence from an Italian comparative study," *Health Policy*, vol. 115, no. 2–3, pp. 196–205, Apr. 2014.
- [204] F. Mallor and C. Azcárate, "Combining optimization with simulation to obtain credible models for intensive care units," *Annals of Operations Research*, vol. 221, no. 1, pp. 255–271, Dec. 2011.



- [205] T.-L. Yu, D. E. Goldberg, A. Yassine, and Y.-P. Chen, *Genetic Algorithm Design Inspired by Organizational Theory : Pilot Study of a Dependency Structure Matrix Driven Genetic Algorithm*. Berlin, Heidelberg : Springer Berlin Heidelberg, 2003, pp. 1620–1621.
- [206] I. H. Osman and J. P. Kelly, “Meta-heuristics : an overview,” in *Meta-heuristics*. Springer, 1996, pp. 1–21.
- [207] M. Pillet, *Les plans d’expériences par la méthode Taguchi*. Maurice Pillet, 2001.
- [208] L. Davis, “Handbook of genetic algorithms,” 1991.

# Mohamed AFILAL

## Doctorat : Optimisation et Sûreté des Systèmes

### Année 2017

#### Optimisation de la prévision et de la planification des activités d'un centre d'urgence hospitalier

Notre travail de recherche traite la problématique de l'optimisation des activités d'un centre d'urgences hospitalières dans le but d'améliorer la qualité des services offerts aux patients.

Nous avons décomposé notre approche en deux axes : prévision de la demande et optimisation des activités. Le premier axe consiste à prévoir l'afflux journalier des patients dans le service. Pour cela, on a introduit une nouvelle classification pratique des patients des urgences, qu'on a nommé EP, qui prend en considération la charge des soins nécessaires au traitement du patient et l'affiliation après le passage dans le service des urgences. Ensuite, on a développé des modèles de prévision adaptés pour prédire l'afflux quotidien par classe d'EP à long terme et à court terme. Le deuxième axe consiste à optimiser les activités du service pour minimiser le temps moyen d'attente dans le service. Pour y parvenir, on a développé, dans un premier temps, un outil d'évaluation des performances du système basé sur la simulation à événements discrets. Cet outil nous a permis d'évaluer le temps d'attente moyen des patients pour différentes organisations du service. Par la suite, on s'est intéressé à l'optimisation de l'affectation des ressources humaines du service (médecins, internes, infirmières, aides-soignants). Pour cela, on a développé une approche méta-heuristique qui se base sur le couplage d'un algorithme génétique avec le modèle de simulation. Cette approche permet également l'optimisation du service dans le futur en injectant les prévisions des patients dans le simulateur.

Mots clés : optimisation combinatoire - hôpitaux, services des urgences – prévision - séries chronologiques - simulation, méthodes de.

#### Forecasting and Planning Optimization of the Activities of an Emergency Department

Our research focuses on the optimization of the activities of a hospital emergency department in order to improve the quality of services offered to patients.

We have decomposed our approach into two areas: demand forecasting and optimization of activities. The first axis consists in forecasting the daily inflow of patients into the department. To this end, a new emergency classification of emergency patients, named EP, is introduced, taking into account the medical resources needed to treat the patient and post-emergency affiliation. We developed predictive models to forecast the daily inflow by EP class in the long-term and short-term. The second axis is to optimize service activities to minimize the average waiting time of patients in the service. To achieve this purpose, a system performance evaluation tool based on discrete event simulation was developed. This tool allowed us to evaluate the average waiting time of patients for different organizations of the service. Afterwards, we focused on optimizing the allocation of human resources (doctors, interns, nurses and caregivers). A meta-heuristic approach has been developed to solve the problem, since the objective function is not linear, which is based on the coupling of a genetic algorithm with the simulation model to evaluate the solutions. This approach also optimizes service in the future by injecting patient forecasts into the simulator.

Keywords: combinatorial optimization - hospitals, emergency services – forecasting - time-series analysis – simulation methods.

Thèse réalisée en partenariat entre :

