



HAL
open science

Optimisation des ressources dans les services hospitaliers

Ibtissem Chouba

► **To cite this version:**

Ibtissem Chouba. Optimisation des ressources dans les services hospitaliers. Gestion et management. Université de Technologie de Troyes, 2021. Français. NNT : 2021TROY0013 . tel-03808755

HAL Id: tel-03808755

<https://theses.hal.science/tel-03808755v1>

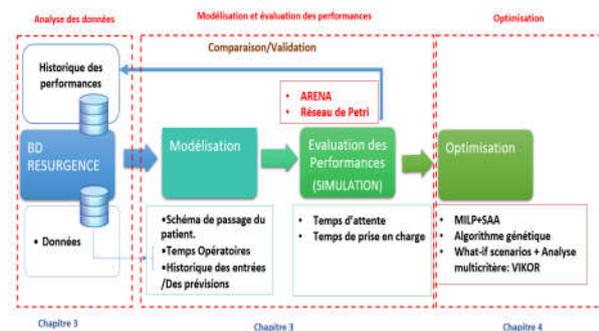
Submitted on 10 Oct 2022

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.

Ibtissem CHOUBA

Optimisation des ressources dans les services hospitaliers



Champ disciplinaire :
Sciences pour l'Ingénieur

THESE
pour l'obtention du grade de
DOCTEUR
de l'UNIVERSITE DE TECHNOLOGIE DE TROYES
en SCIENCES POUR L'INGENIEUR

Spécialité : OPTIMISATION ET SURETE DES SYSTEMES

présentée et soutenue par

Ibtissem CHOUBA

le 24 mars 2021

Optimisation des ressources dans les services hospitaliers

JURY

M. Hamid ALLAOUI	PROFESSEUR DES UNIVERSITES	Président
Mme Marie-Ange MANIER	MAITRE DE CONFERENCES - HDR	Rapporteure
M. Christophe SAUVEY	MAITRE DE CONFERENCES - HDR	Rapporteur
M. Taha ARBAOUI	ENSEIGNANT CHERCHEUR UTT	Examineur
Mme Olga BATAÏA	PROFESSEURE KEDGE BUSINESS SCHOOL - HDR	Examinatrice
M. Lionel AMODEO	PROFESSEUR DES UNIVERSITES	Directeur de thèse
M. Farouk YALAOUI	PROFESSEUR DES UNIVERSITES	Directeur de thèse

Personnalités invitées

M. Philippe BLUA	DIRECTEUR DES HOPITAUX DE CHAMPAGNE-SUD
M. David LAPLANCHE	DOCTEUR, PRATICIEN HOSPITALIER

Résumé

Cette thèse traite de la problématique de l'optimisation des activités d'un service d'urgences (SU) pour améliorer la qualité de service aux patients. Les approches proposées sont décomposées en deux axes. Le premier axe consiste à optimiser les activités du SU. L'objectif est de développer un système d'aide à la décision capable d'optimiser les ressources humaines ou matérielles. Nous avons développé un outil d'évaluation de performances basé sur la simulation à événements discrets. Ensuite, nous nous sommes intéressés à la planification et au dimensionnement des ressources. Nous avons développé différentes méthodes d'optimisation basées sur la programmation mathématique, l'algorithme génétique, la stratégie what-if scénarii et la méthode d'analyse multi-critères VIKOR. Dans le deuxième axe, l'estimation du temps moyen d'attente pour un patient est réalisée en prenant en compte l'optimisation des ressources. À cette fin, une étude comparative est effectuée pour comparer les méthodes de prévision analytiques à une approche basée sur le modèle de simulation avec les réseaux de Petri. Ces méthodes sont utilisées à la fois pour prédire le temps d'attente moyen par heure et le temps d'attente pour chaque patient. L'estimation permettra de renforcer le confort des patients en réduisant leur stress et en améliorant les flux de passage.

Mots clés : Optimisation des ressources, Planification, Recherche opérationnelle, Hôpitaux – Services des urgences, Délais d'attente (médecine), Simulation par ordinateur.

Abstract

This thesis focuses on the optimization of the activities of an emergency department (ED) to improve the quality of services offered to patients. The proposed approaches are divided into two parts. The first part consists in the optimization of the ED activities. The objective is to develop a decision support system capable of optimizing human or material resources. To achieve this, we have first developed a performance-evaluation tool based on discrete event simulation. Then, we are interested in the planning and dimensioning of resources. We developed different optimization methods based on mathematical programming, simulation-based genetic algorithm approach, what-if scenario strategy and VIKOR multi-criteria analysis method. In the second part, the estimation of the average waiting time for a patient is achieved by taking into account the optimization of resources. To this end, a comparative study is performed to compare analytical forecasting methods to a simulation model-based approach with Petri nets. These methods are used to predict simultaneously the average waiting time per hour and the waiting time for each patient. The estimation will enhance the patients' comfort by reducing their stress and improving their flow.

Keywords : Resources optimization, Planning, Operations research, Hospitals–Emergency services, Waiting time, Computer simulation.

Table des matières

Résumé	i
Abstract	iii
Table des acronymes	xv
Introduction générale	1
1 Contexte Général	7
1.1 Introduction	7
1.2 Le service d’urgence : Définition, caractéristiques et problématiques	7
1.2.1 Définition	7
1.2.2 Caractéristiques	8
1.2.3 Problématiques	9
1.3 Étude de cas : le service d’urgence de Centre Hospitalier de Troyes (CHT) . .	12
1.3.1 Le Centre Hospitalier de Troyes	12
1.3.2 Les services d’urgence du CHT	15
1.4 La recherche opérationnelle et le service des urgences	15
1.5 Le projet LOSI – CHT : Objectifs et enjeux	16
1.6 Conclusion	20
2 Revue de la littérature	21
2.1 Introduction	21
2.2 Les problèmes d’optimisation dans les SU	22
2.3 Méthodes et approches de résolution	23
2.3.1 Les méthodes exactes	24

2.3.2	Les méthodes approchées	24
2.3.3	Les méthodes de modélisation et d'évaluation des performances	25
2.3.4	Méthodes d'aide à la décision multicritères	33
2.3.5	Couplage de la simulation et l'optimisation	35
2.3.6	Méthodes de prévisions	35
2.4	Les systèmes d'aide à la décision pour les SU	36
2.5	Positionnement méthodologique	40
2.6	Conclusion	42
3	Modélisation et évaluation des performances	45
3.1	Introduction	45
3.2	Positionnement	47
3.3	Mise en œuvre d'un modèle de simulation à événements discrets	48
3.3.1	Modélisation du service d'urgence du CHT	48
3.3.2	Préparation et analyse des données	55
3.3.3	Modélisation des données d'entrée	61
3.3.4	Développement	63
3.3.5	Test et validation du modèle	64
3.3.6	Synthèse	67
3.4	Modèle de simulation avec RdP	67
3.4.1	Notions de base	68
3.4.2	Algorithme de simulation d'un RdP temporisé	71
3.4.3	Modélisation du service d'urgence du CHT avec le RdP	71
3.4.4	Modélisation des données d'entrée	76
3.4.5	Test et validation du modèle	76
3.5	Conclusion	76

4	Dimensionnement et planification des ressources	79
4.1	Introduction	79
4.2	Méthode exacte : MILP stochastique + SAA	80
4.2.1	Paramètres	81
4.2.2	Variables de décision	81
4.2.3	Modélisation par files d'attente	82
4.2.4	Formulation mathématique	83
4.2.5	Approche de résolution SAA	86
4.2.6	Etudes expérimentales	89
4.3	Méthode approchée : Couplage de la simulation et l'algorithme génétique	97
4.3.1	Couplage de la simulation et l'algorithme génétique	97
4.3.2	Développement de l'algorithme génétique	98
4.3.3	Résultats de l'optimisation et discussion	104
4.4	Méthode des scénarios	107
4.4.1	Processus décisionnel	107
4.4.2	Expérimentations et résultats	113
4.5	Conclusion	118
5	Prévision du temps d'attente	121
5.1	Introduction	121
5.2	Prévision du temps d'attente dans le domaine de la santé	122
5.3	Méthodes analytiques de prévision	124
5.3.1	Méthodes de lissage exponentiel	124
5.4	Méthode de prévision par la simulation	126
5.5	Methodologie de prévision de temps d'attente en temps réel avec le RdPS	127
5.6	Études expérimentales	129
5.6.1	Collecte et traitement des données	129

5.6.2	Prévision de temps d'attente par heure de la journée	129
5.6.3	Prévision de temps d'attente par patient	135
5.7	Conclusion	146
6	Conclusion générale et perspectives	147
	Conclusion générale et perspectives	147
6.1	Conclusion : synthèse des travaux	147
6.2	Perspectives	150
6.3	Publications	151
A	Description des composantes du modèle de simulation RdP	153
A.1	Distribution des jetons de ressources initiales	153
A.2	Description des places	153
A.3	Description des transitions	156
B	Méthode des scénarios	159
B.1	Scénarios de catégorie 1	159
	Bibliographie	174

Table des figures

1	Schéma global du projet de thèse	3
2	Processus général d'étude	4
1.1	Processus général de prise en charge des patients dans le SU	8
1.2	Nombre de visites aux services d'urgence pour 100 habitants, 2001 (ou année disponible la plus proche) et 2011 (ou année la plus récente) Source : OCDE (Organisation de coopération et de développement économiques)	10
1.3	Evolution du nombre annuel de passages depuis 1996 Source : Drees, Panorama des établissements de santé 2015	11
1.4	L'environnement du Centre Hospitalier de TROYES	13
1.5	L'origine des patients hospitalisés Source : Rapport d'activité du Centre Hospitalier de TROYES en 2019	13
1.6	Évolution du nombre de passage dans le SU du CHT	17
1.7	Augmentation du temps d'attente dans le circuit court et circuit long	18
1.8	Démarche de résolution	19
2.1	Classification des modèles de simulation [CL08]	27
2.2	Évolution des états d'un système au cours du temps	28
2.3	Processus de file d'attente [GB18]	30
2.4	Domaines d'applications de la simulation [Bra+19]	32
2.5	Méthode VIKOR [Mar+16]	34
2.6	Approche générale d'optimisation basée sur la simulation [NRR14]	36
3.1	Processus global de la simulation	46
3.2	Courbe d'analyse ABC pour les catégorise EP à simuler	53
3.3	Diagramme du flux de patients dans le SU du CHT	54
3.4	Modèle dynamique de passage dans le SU du CHT	55

3.5	ResUrgences : logiciel de gestion informatisée des passages des patients dans le SU du CHT	56
3.6	Exemple d'extraction des données pour calculer les temps d'attente et de prise en charge	56
3.7	Indication sur la présence des dates de début et de fin des services dans la BD du SU	57
3.8	Processus de préparation et d'analyse des données	58
3.9	Traitement des données de l'année 2017	59
3.10	Probabilités d'acheminement des patients vers le circuit court et circuit long .	60
3.11	Historique des performances dans le circuit court par EP (2017)	60
3.12	Historique des performances dans le circuit long par EP (2017)	60
3.13	Taux d'arrivée des patients dans le SU du CHT par jour de la semaine et par heure (Année 2019)	62
3.14	Évolution du temps moyen d'attente en fonction du temps de simulation . .	64
3.15	Comparaison des arrivées de patients réels et simulés (2017)	65
3.16	Ecart entre les TA et TPCCH simulées et réels dans le circuit court	65
3.17	Ecart entre les TA et TPCCH simulées et réels dans le circuit long	66
3.18	Contribution à l'écart global	66
3.19	Exemple d'un RdP	68
3.20	Conflit structurel	69
3.21	Conflit effectif	69
3.22	Parallélisme	70
3.23	Partage des ressources	70
3.24	Processus de soins du patient de l'arrivée jusqu'au triage	73
3.25	Processus de soins du patient du triage jusqu'à la sortie de la consultation . .	73
3.26	Processus de soins du patient de la sortie de la première consultation jusqu'à son hospitalisation ou son retour à domicile	74
3.27	Modèle global de passage du patient dans le SU	75

4.1	Processus des files d'attente du SU du CHT	83
4.2	Méthode SAA	87
4.3	Variation du temps d'attente total minimal, moyen et maximal des patients en fonction de K	90
4.4	Résultats de l'optimisation des ressources humaines et matérielles	91
4.5	Opta Urgences : Prévisions journalières	93
4.6	Opta Urgences : Prévisions hebdomadaires	94
4.7	Opta Urgences : Prévisions mensuelles	94
4.8	Opta Urgences : Historique des performances	95
4.9	Prévisions d'arrivée des patients [Afi+16b]	95
4.10	Résultats de l'optimisation des ressources humaines et matérielles en fonction des prévisions d'arrivée des patients	96
4.11	Couplage simulation-optimisation	98
4.12	Processus d'algorithme génétique	99
4.13	Croissement et correction d'un chromosome	101
4.14	Opérateur de mutation	102
4.15	Stratégie de définition des scénarios de correction	109
4.16	Processus de la méthode VIKOR	111
4.17	Résultat du classement des scénarios de catégorie 1	114
4.18	Résultat du classement des scénarios de catégorie 1 (Circuit court)	115
4.19	Résultat du classement des scénarios de catégorie 1 (Circuit long)	116
5.1	Démarche globale de prévision via la simulation	127
5.2	Prévision de temps d'attente en temps réel	128
5.3	Moyenne des temps d'attente des patients dans le circuit court par jour de la semaine et heure de la journée (Année 2019)	130
5.4	Moyenne des arrivées des patients dans le circuit court par jour de la semaine et heure de la journée (Année 2019)	130

5.5	Moyenne des temps d'attente des patients dans le circuit long par jour de la semaine et heure de la journée (Année 2019)	131
5.6	Moyenne des arrivées des patients dans le circuit long par jour de la semaine et heure de la journée (Année 2019)	131
5.7	Configurations proposées pour les méthodes de lissage exponentiel simple et double	133
5.8	Temps moyen d'attente par heure de la journée (Semaine 40, Jour 2)	134
5.9	Moyenne des temps d'attente des patients dans le circuit court par jour de la semaine 1 à 52 (Année 2019)	136
5.10	Moyenne des temps d'attente des patients dans le circuit long par jour de la semaine 1 à 52 (Année 2019)	136
5.11	Temps d'attente par patient dans le circuit court des semaines 41 à 44	137
5.12	Prévision en temps réel avec le RdPS	140
5.13	Identification des positions des patients	142
5.14	Récupération de l'état actuel du système	142
5.15	Prévision de temps d'attente par patient dans le circuit court des semaines 41 à 43 avec le lissage exponentiel simple	144
5.16	Prévision de temps d'attente par patient dans le circuit court des semaines 41 à 43 avec le lissage exponentiel double	144
5.17	Prévision de temps d'attente par patient dans le circuit court des semaines 41 à 43 avec les moyennes mobiles	145
5.18	Prévision de temps d'attente par patient dans le circuit court des semaines 41 à 43 avec la simulation des RdPS	145
5.19	Comparaison des méthodes de prévisions, jour 15 semaine 42	146
6.1	Processus général d'étude	148

Liste des tableaux

2.1	Classification des problématiques traitées dans le contexte des services d'urgence	39
2.2	Contributions scientifiques réalisées	43
3.1	Positionnement des travaux de modélisation et d'évaluation des performances	49
3.2	Descriptif de la classification EP des patients au SU du CHT [Afi+16a] . . .	51
3.3	Analyse ABC des catégories EP des patients	52
3.4	Lois des temps opératoires (2017)	62
3.5	Erreur du modèle de simulation à évènements discrets	67
3.6	Erreur du modèle de simulation avec RdP	76
4.1	Lois de Distribution des temps d'arrivée et des services	89
4.2	Résultats expérimentaux	90
4.3	Le codage matriciel de la solution	100
4.4	Facteurs du plan d'expériences de l'AG	102
4.5	Les différentes combinaisons des niveaux des facteurs et leur sortie	103
4.6	Impact des facteurs sur la sortie de l'AG	104
4.7	Solution optimisée du planning annuel	104
4.8	Performances de la solution optimisée	105
4.9	Catégories des scénarios de simulation	108
4.10	Analyse des résultats des scénarios de catégorie 2	117
5.1	Matrice de corrélation des arrivées des patients \times Temps d'attente \times Heure .	130
5.2	Moyenne absolue des erreurs de prévision de temps d'attente moyen par heure de la journée	135
5.3	Tableau des configurations de simulation RdPS	139
5.4	Position actuel des patients présents au SU	141

5.5	Moyenne absolue des erreurs de prévision pour le LES, LED, MM et la simulation	143
A.1	Distribution des jetons de ressources initiales	153
A.2	Description des places	153
A.2	Description des places	154
A.2	Description des places	155
A.3	Description des transitions	156
A.3	Description des transitions	157
A.3	Description des transitions	158
B.1	Matrice de décision des scénarios de catégorie 1.	162

Table des acronymes

UTT	<i>Université de Technologie de Troyes</i>
LOSI	<i>Laboratoire d'Optimisation des Systèmes Industriels</i>
CHT	<i>Centre Hospitalier de Troyes</i>
SU	<i>Service des Urgences</i>
UHCD	<i>Unités d'Hospitalisation à Courte Durée</i>
BD	<i>Base de Données</i>
CCMU	<i>Classification Clinique des Malades aux Urgences</i>
GEMSA	<i>Groupe d'Etude Multicentrique des Services d'Accueil</i>
SAA	<i>Sample Average Approximation</i>
ADMC	<i>Aide à la Décision MultiCritères</i>
MILP	<i>Mixed Integer Linear Program</i>
AG	<i>Algorithme Génétique</i>
SED	<i>Simulation à Evènements Discrets</i>
RdP	<i>Réseau de Petri</i>
RdPS	<i>Réseau de Petri Stochastique</i>
MM	<i>Moyenne Mobile</i>
LES	<i>Lissage Exponentiel Simple</i>
LED	<i>Lissage Exponentiel Double</i>

Dédicaces

A mes très chers parents Abdelkrim Chouba et Naziha Ben salem ,

A mes chers frères Wissem et Tarek,

A ma chère soeur Asma,

A mes belles soeurs Ramla et Asma,

A mes neveux et nièces,

A la personne que j'aime,

A toute ma famille,

A tous ceux qui m'ont aidé de près ou de loin,

Je dédie ce travail.

Remerciements

Je tiens tout d'abord à exprimer ma gratitude infinie à mes directeurs de thèse M. Farouk Yalaoui et M. Lionel Amodeo pour toute leur aide. Je suis ravie d'avoir travaillé en leur compagnie, car outre leur appui scientifique et technique, ils ont toujours été là pour me soutenir et me conseiller.

Je remercie mon encadrant, M. David Laplanche et le directeur des Hôpitaux Champagne-Sud, M. Philippe Blua, pour m'avoir accueillie au sein du Service d'Urgence du Centre Hospitalier de Troyes, pour l'intérêt qu'ils ont porté à cette thèse et pour le temps qu'ils y ont consacré.

Je remercie M. Taha Arbaoui pour ses conseils et son aide tout au long de mon doctorat. Je le remercie pour les nombreux encouragements qu'il m'a prodigués.

Je remercie Mme Corinne Mlencvk-Finot, cadre de santé au Service d'Urgence du Centre Hospitalier de Troyes, pour son intérêt à ce projet de thèse, les discussions et les échanges que nous avons eus ensemble.

Je remercie profondément Mme Marie-Ange Manier et M. Christophe Sauvey pour l'honneur qu'ils me font en rapportant cette thèse et à leur participation au jury de soutenance.

Je remercie également Mme Olga BATTAlA et M. Hamid Allaoui pour avoir accepté d'examiner ce travail à leur participation au jury de soutenance.

Introduction générale

Le travail présenté dans ce mémoire de thèse porte sur l'optimisation des ressources dans les services hospitaliers. Il s'inscrit dans le cadre d'une collaboration entre le Laboratoire d'Optimisation des Systèmes Industriels (LOSI) de l'Université de Technologie de Troyes (UTT) et le Centre Hospitalier de Troyes (CHT).

Le travail est réalisé dans le cadre d'une convention de recherche comme d'autres projets portant sur l'optimisation de l'organisation du service des urgences. Le CHT et l'ANRT ont lancé ce projet sous la convention CIFRE N° 2017/1505.

Les services d'urgence sont une des portes d'entrée des hôpitaux, et leurs missions est d'offrir des soins immédiats aux patients programmés ou non programmés. Cependant, plusieurs difficultés internes et externes ont empêché ces services d'assurer leurs missions. De ce fait, la prise en charge des patients est devenue une tâche ardue et difficile à gérer par les directions hospitalières.

Parmi les problématiques auxquelles les services d'urgences (SU) sont confrontés nous citons :

- L'encombrement et la demande croissante des activités des SU qui impactent l'usage optimal des ressources qui garantissent la qualité des soins.
- L'organisation de la charge de travail.
- Le manque de lits des unités d'hospitalisation à courte durée (UHCD).
- Les délais d'attente excessifs.

En ce sens, la conjonction de ces problématiques a créé des défis majeurs pour les décideurs qui doivent anticiper et gérer ces situations de tension hospitalières. L'enjeu majeur est l'amélioration des performances du SU ainsi que la prise en charge des patients.

Dans ce contexte, plusieurs travaux de recherche ont traité ces problématiques et ont fait appel à la recherche opérationnelle pour proposer de meilleures solutions :

1. On trouve des travaux qui portent sur l'apport de la modélisation et la simulation pour comprendre le fonctionnement du système et de prévoir ses réactions face aux différents changements auxquels il est confronté.
2. D'autres travaux s'intéressent aux prévisions, comme la prévision des temps d'attente ou la prévision des arrivées des patients. Cette dernière est une étape cruciale et primordiale permettant au décideur d'avoir une idée sur la charge prévue dans le futur avant d'optimiser l'organisation du service.
3. Les travaux d'optimisation, dont certains traitent les problèmes de dimensionnement et de planification des ressources, et d'autres traitent les problèmes d'ordonnancement des patients et des personnels médicaux.

Alors, une combinaison intelligente de modélisation, d'analyse de données et de ces techniques de résolution appropriées ont constitué un challenge à relever dans le cadre de notre projet,

dont l'objectif est de proposer au SU du CHT des systèmes de gestion robustes et efficaces à court, moyen et à long terme.

Ce projet de recherche s'inscrit dans la continuité des travaux effectués par Dr. Mohamed Afilal (2014-2017 [Afi17]) dans le cadre de la première collaboration entre l'UTT et le CHT et qui porte sur l'optimisation de la prévision et de la planification des activités d'un centre d'urgences hospitalier. Donc, nous contribuons dans un schéma plus large, qui s'inscrit dans la relation fondamentale d'un système de réflexion globalisé de l'optimisation des ressources au niveau des urgences, et qui a donné lieu, dans un même questionnement, à une première étude qui justifie que l'analyse de la charge de travail des urgences est un problème en soi.

La première collaboration a donné une contribution forte à travers le développement des modèles de prévision adaptés à la nature de l'afflux des patients, capables d'atteindre une efficacité de 92% en moyenne [Afi+16b]. Un premier modèle a été développé pour la prévision à long terme et qui utilisait les données historiques des années précédentes pour générer les prévisions de l'année suivante. Le deuxième modèle à court terme prend en considération les observations récentes et l'erreur commise entre eux et les prévisions à long terme pour améliorer la prévision des jours suivants.

En plus de cette prévision précise de l'afflux de patients, et dans le cadre de perspectives des travaux de recherche antérieurs, il est question de tirer profit de ces résultats et d'optimiser la capacité de charges de travail au niveau du SU. La performance des modèles de prévision permet ainsi d'estimer les ressources nécessaires pour accueillir le flux de patients attendu. Ces ressources requièrent ensuite une optimisation moyennant un système robuste de gestion et de planification des ressources humaines et matérielles.

Pour ce faire, ce projet vise à développer un système d'aide à la décision capable d'établir à la fois le dimensionnement et la planification des ressources dans le SU. Il permettra d'optimiser certains critères comme le nombre de personnel (ou maximiser le taux d'occupation des ressources), le temps moyen d'attente et de prise en charge des patients, le coût, etc.

Cette optimisation des ressources à la fois humaines et matérielles sera un facteur important dans l'estimation du temps moyen d'attente au SU pour un patient. Basée sur les prévisions des flux et l'optimisation des ressources, l'estimation permettra de renforcer le confort des patients transitant par le service en réduisant leur stress et en améliorant les flux de passage pour certains cas spécifiques. La Figure 1 présente le schéma global de ce projet de thèse.

Les principaux objectifs des travaux de recherche réalisés lors de cette thèse sont les suivants :

- Réaliser une analyse de l'existant et une synthèse bibliographique sur les différentes méthodes de planification et de dimensionnement des ressources humaines et matérielle et de prévision des temps d'attente.
- Développer des algorithmes d'optimisation adaptés aux problèmes de planification de ressources humaines et matérielles en intégrant les prévisions.
- Capitaliser sur une capacité d'estimation de la charge au niveau des urgences par la prévi-

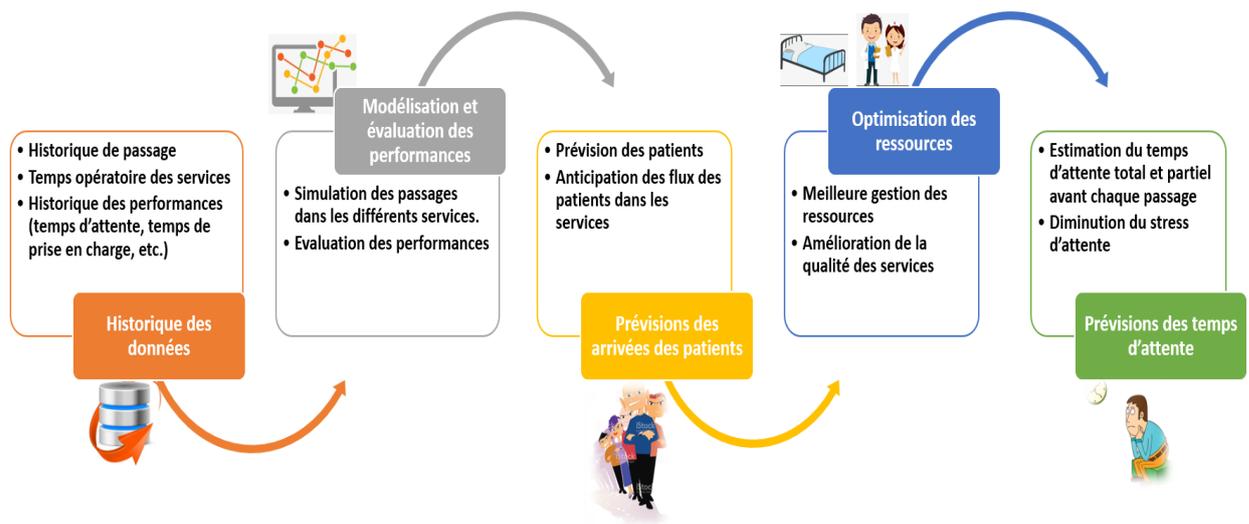


FIGURE 1 – Schéma global du projet de thèse

sion.

- Développer des modèles mathématiques pour l'estimation du temps d'attente entre les passages en intégrant les prévisions et l'optimisation des ressources.

Ce mémoire de thèse est structuré en cinq chapitres organisés selon le plan suivant :

Le chapitre 1 présente le contexte général de l'étude, les différents problèmes liés au SU en France en général, et au SU de Troyes en particulier. Une description de l'organisation du SU et des différents acteurs ainsi que les flux des patients. Une présentation du CHT et du SU de Troyes. A la fin, une présentation des problèmes scientifiques liés à ce projet de thèse ainsi que les objectifs et les enjeux.

Dans le chapitre 2, nous présentons une revue de la littérature concernant les différentes problématiques traitées, les approches de résolution existantes et les travaux menés sur les SU.

Les chapitres suivants détaillent les contributions de cette thèse qui sont organisées autour de trois chapitres :

- Chapitre 3 : description des processus et modélisation de l'organisation du SU, notamment les temps opératoires des différents services qui constitue la prise en charge, et le temps de déplacement d'un poste à un autre. Par conséquent, une évaluation adéquate requiert une évaluation stochastique de ces différentes durées et donc l'utilisation d'un modèle de simulation et d'évaluation des performances. Dans notre étude, nous avons développé deux modèles de simulation :

- Un modèle de simulation à événements discrets (SED) est créé et développé sur le logiciel de simulation ARENA. Les prévisions d'arrivées journalières des patients sont prises en compte dans ce modèle [Afi+16b], qui servira d'outil d'évaluation de performance du SU

(temps moyen d'attente et temps de prise en charge des patients).

- Un modèle de simulation basé sur les Réseaux de Petri (RdP). Par rapport à la littérature existante, cette étude met davantage l'accent sur l'utilisation des fonctionnalités du RdP (temps, hiérarchie, concurrence, parallélisme) pour saisir la nature complexe du système. Ce modèle sera utilisé pour la prévision des temps d'attente des patients.

Nous justifions les choix de ces deux modèles dans le chapitre 2.

- Chapitre 4 : une fois le modèle de simulation établi et validé, les algorithmes d'optimisation dédiés aux problèmes de planification de ressources humaines et matérielles sont développés et couplés avec le simulateur pour estimer et évaluer les différents indicateurs de performances (les temps d'attente, temps de prise en charge) et déterminer la meilleure configuration des ressources qui permet de les optimiser.

Pour répondre à ces objectifs, nous nous sommes appuyés sur une approche qui porte sur le couplage de la simulation avec l'optimisation. Nous proposons trois méthodes pour la planification et le dimensionnement de ressources humaines et matérielles : deux méthodes basées sur le couplage de la simulation et de l'optimisation (algorithme génétique, what-if scénarii) et une méthode basée sur la programmation mathématique (programmation linéaire en nombre mixte).

La Figure 2 présente le processus global de cette étude qui porte sur le couplage de la simulation et l'optimisation. Nous discutons ce schéma dans le chapitre 3.

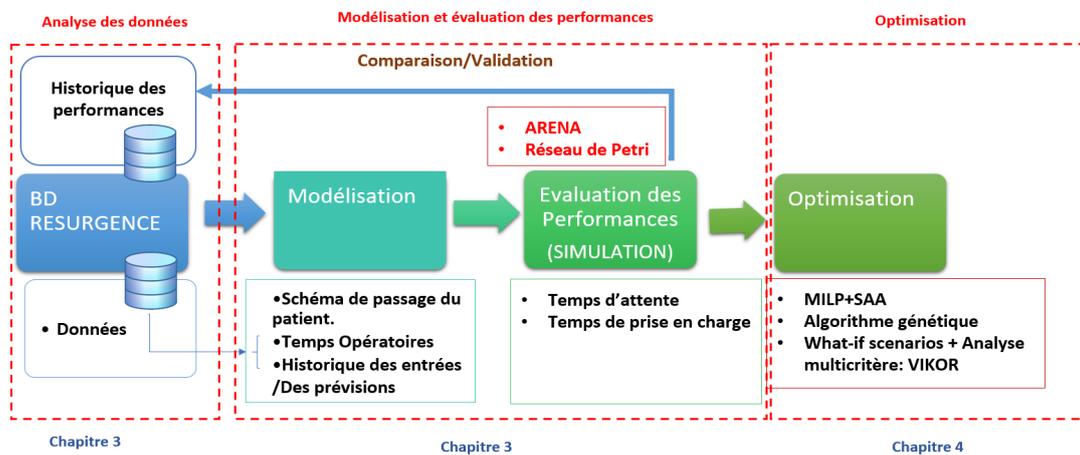


FIGURE 2 – Processus général d'étude

- Chapitre 5 : ce chapitre porte sur la prévision de temps d'attente des patients. Une étude comparative est effectuée pour comparer les méthodes de prévision analytiques (méthode de lissage exponentiel simple, méthode de lissage exponentiel double et méthode des moyennes mobiles) à une approche basée sur le modèle de simulation avec le RdP. Ces méthodes sont utilisées à la fois pour prédire le temps d'attente moyen par heure et le temps d'attente pour chaque patient.

Un nouveau concept de simulation se basant sur le modèle RdP est présenté. L'objectif est de prévoir le temps d'attente de patients. Auparavant, l'utilisation d'un modèle RdP comme outil de gestion et de prédiction de temps d'attente n'existait pas dans la littérature.

Enfin, nous terminons par une conclusion et des perspectives pour faire un bilan de nos travaux et contributions et présenter les perspectives de recherche.

Contexte Général

Sommaire

1.1	Introduction	7
1.2	Le service d'urgence : Définition, caractéristiques et problématiques	7
1.2.1	Définition	7
1.2.2	Caractéristiques	8
1.2.3	Problématiques	9
1.3	Étude de cas : le service d'urgence de Centre Hospitalier de Troyes (CHT)	12
1.3.1	Le Centre Hospitalier de Troyes	12
1.3.2	Les services d'urgence du CHT	15
1.4	La recherche opérationnelle et le service des urgences	15
1.5	Le projet LOSI – CHT : Objectifs et enjeux	16
1.6	Conclusion	20

1.1 Introduction

Le SU est la vitrine de l'hôpital. Il est situé dans un environnement assez complexe avec des ressources limitées et des demandes stochastiques. Il est souvent saturé par un flux continu de patients. La hausse de fréquentation au fil des années explique l'encombrement des urgences, les délais d'attente excessifs et l'insatisfaction des patients. L'enjeu majeur des SU est donc d'améliorer ses performances et de proposer une prise en charge optimale aux patients. Ce premier chapitre porte sur le contexte général de l'étude dans lequel nous définissons d'abord la notion d'urgence médicale, les caractéristiques d'un SU, ses enjeux et ses problématiques. Puis nous présentons le CHT. A la fin, nous décrivons le projet LOSI-CHT, ses objectifs et ses enjeux.

1.2 Le service d'urgence : Définition, caractéristiques et problématiques

1.2.1 Définition

Un service d'urgence est considéré comme la porte d'entrée de l'hôpital. Son rôle est de fournir des soins (médicaux et/ou chirurgicaux) immédiats aux patients qui s'y présentent

d'eux-mêmes, ou qui sont amenés par les services de secours (SAMU, pompiers, etc.) pour une consultation ou une hospitalisation et dont la prise en charge n'a pas été programmée d'avance.

Dans le domaine médical, les urgences correspondent au terme générique utilisé pour désigner le service hospitalier qui accueille, à toutes les heures de la journée, les patients amenés par les services de secours ou tout autre patient vivant une situation d'urgence médicale [Hor14].

1.2.2 Caractéristiques

Le SU est une structure médicale qui fait partie intégrante de l'hôpital et qui offre des soins à tout patient présent. Ainsi, les flux entrants, les flux sortants et les processus qui composent le système de prise en charge de patient permettent de caractériser le SU par la complexité et la sophistication. Il y a tellement de parties en interaction permanente qu'il est difficile de prévoir le comportement de ce système sur la base de la connaissance de ses composantes.

Nous présentons dans la Figure 1.1 le processus général de prise en charge des patients dans le SU.

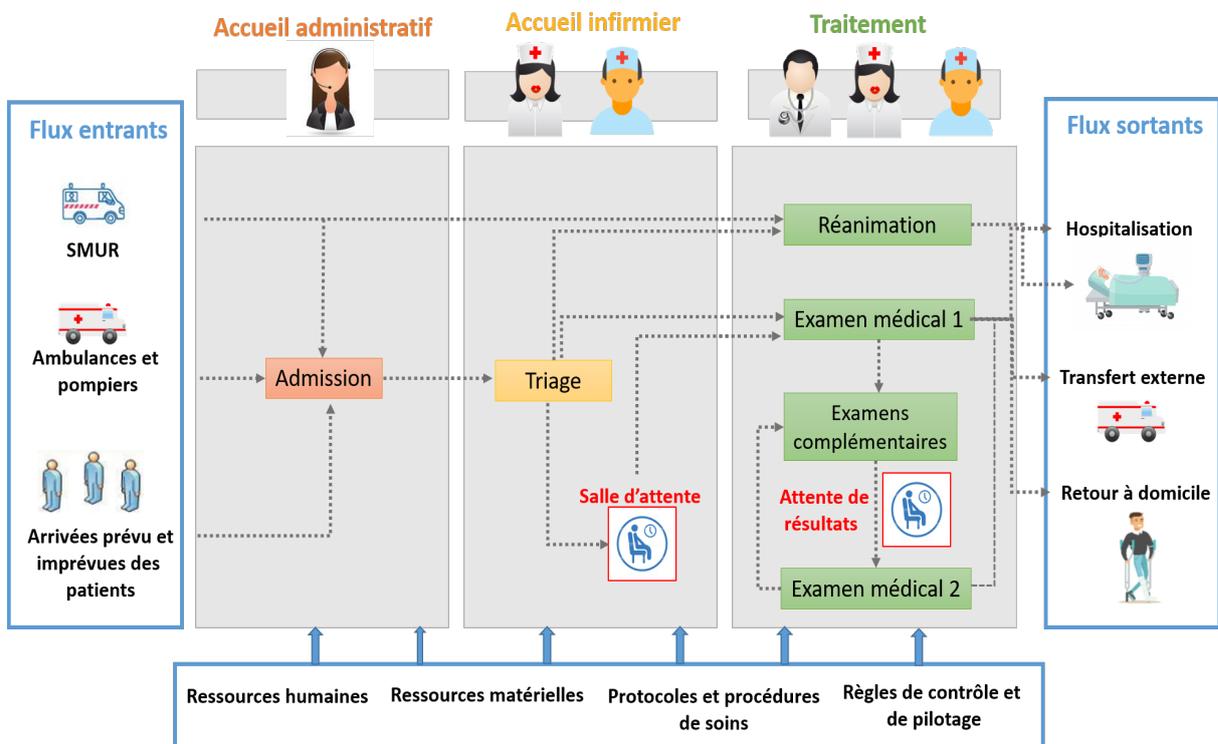


FIGURE 1.1 – Processus général de prise en charge des patients dans le SU

Ce processus est caractérisé par plusieurs parties en interaction permanente comme :

- Les flux entrants qui sont composés des patients prévus et imprévus (soins programmés et non programmés), urgents et non urgents et qui sont amenés par plusieurs moyens (moyens personnels, taxi, SAMU, SMUR, etc.). L'arrivée de ces patients déclenche le processus de prise en charge.
- Les flux sortants qui sont composés par plusieurs modes de sorties des patients : retour à domicile, transfert interne (UHCD), transfert externe vers un autre établissement de soins.
- Les ressources humaines (médicales et paramédicales) et matérielles (boxes, lits, etc.) qui sont nécessaires pour assurer le bon fonctionnement des services. Cependant, l'incertitude liée au caractère humain a des effets sur la complexité de processus de prise en charge, sa durée et sa qualité.

Selon le World Health Organization (2012) [Who], la complexité des soins de santé est due à :

- La diversité des tâches impliquées dans la prestation des soins aux patients.
- La dépendance des prestataires de soins de santé les uns par rapport aux autres.
- La diversité des patients, des cliniciens et des autres membres du personnel.
- Le grand nombre de relations entre les patients, les soignants, les prestataires de soins de santé, les administrateurs, la famille et les membres de la communauté.
- La vulnérabilité des patients.
- Les variations dans la disposition physique des environnements cliniques.
- La variabilité ou l'absence de réglementation.
- La mise en œuvre de nouvelles technologies.
- La diversité des parcours de soins et des organisations impliquées.
- La spécialisation accrue des professionnels de la santé - si la spécialisation permet un plus large éventail de traitements et de services aux patients, elle offre également plus de possibilités de désorganisation et d'erreurs.

1.2.3 Problématiques

1.2.3.1 Evolution de nombre de passages dans les services d'urgence

Au cours des dernières décennies, l'afflux de patients, sans cesse croissant dans les services des urgences, a entraîné périodiquement des situations de tension hospitalière. Ainsi, l'encombrement et la demande croissante des activités des SU des hôpitaux ont allongé le temps d'attente des patients et ont impacté l'usage optimal des ressources qui garantissent la qualité des soins. Ce problème d'encombrement est devenu un problème de santé publique mondial de plus en plus important et complexe. Une étude de L'OCDE (Organisation de Coopération et de Développement Économiques) a montré une augmentation annuelle moyenne du nombre de passages aux urgences entre 2001 et 2011 dans l'ensemble des pays occidentaux avec une moyenne de 31% sur la période (Figure 1.2) [Ber15].

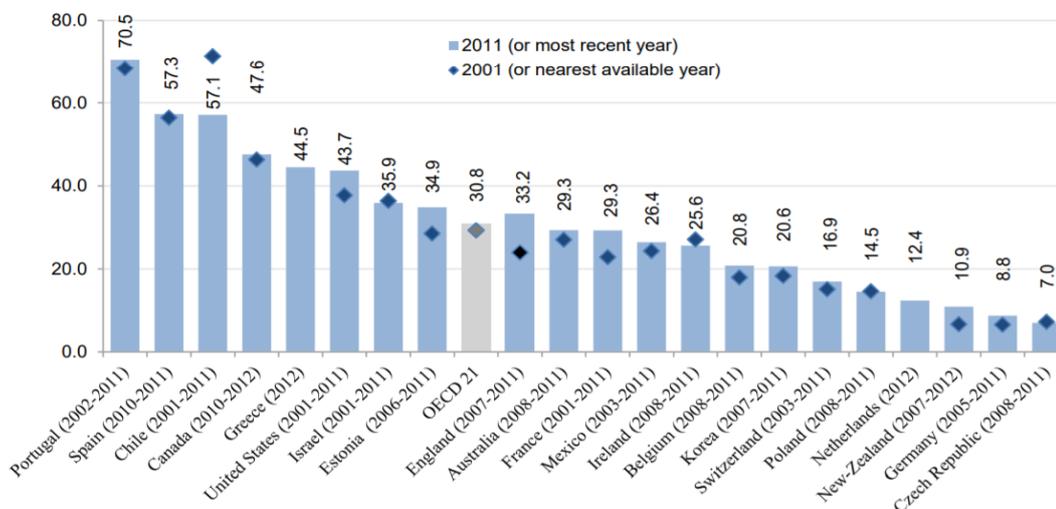


FIGURE 1.2 – Nombre de visites aux services d’urgence pour 100 habitants, 2001 (ou année disponible la plus proche) et 2011 (ou année la plus récente)

Source : OCDE (Organisation de coopération et de développement économiques)

En France, le passage aux urgences pendant les 20 derniers ans a explosé. Les services des urgences sont saturés de plus en plus. Le nombre de passages est sans cesse croissant à partir de la fin des années 1980. Selon la DREES (Direction de la Recherche, des Etudes, de l’Evaluation et des Statistiques), le nombre de passages aux urgences dans les établissements publics hospitaliers de la France métropolitaine a crû de 43 % de 1990 à 1998. Soit un nombre des patients égal à 10331000 en 1998, par rapport à 7203000 patients en 1990 [BDJ00]. Entre 1999 et 2002, l’augmentation de passage au SU a continué de 4,5% [Car05]. Après avoir doublé de 1990 à 2001, passant de 7 à 14 millions de passages (Cours des comptes, 2007), la fréquentation des urgences hospitalières s’est encore accrue pour atteindre 20,3 millions de passages en 2015, soit 42 % de plus qu’en 2002, et 3% de plus qu’en 2014. Au total, le passage aux urgences a évolué de 93% entre 1996 et 2015 où 20,3 millions de passages ont été enregistrés (Source : Drees, Panorama des établissements de santé 2015) (Figure 1.3).

1.2.3.2 Crise aux urgences

Ces chiffres de nombre des passages au SU progressent jusqu’à nos jours. Le panorama 2018 sur les établissements de santé de la DREES (ministère de la Santé) confirme la saturation des services d’urgences français.

Selon les études de la DREES, voici quelques chiffres clés de cette situation de tension aux urgences :

- 21,4 millions de passages par an en 2017 contre 10,1 millions en 1996.
- 36% des patients viennent pour de «la traumatologie».
- 1/5 passage débouche sur une hospitalisation (chiffre qui grimpe à 56% chez les plus de

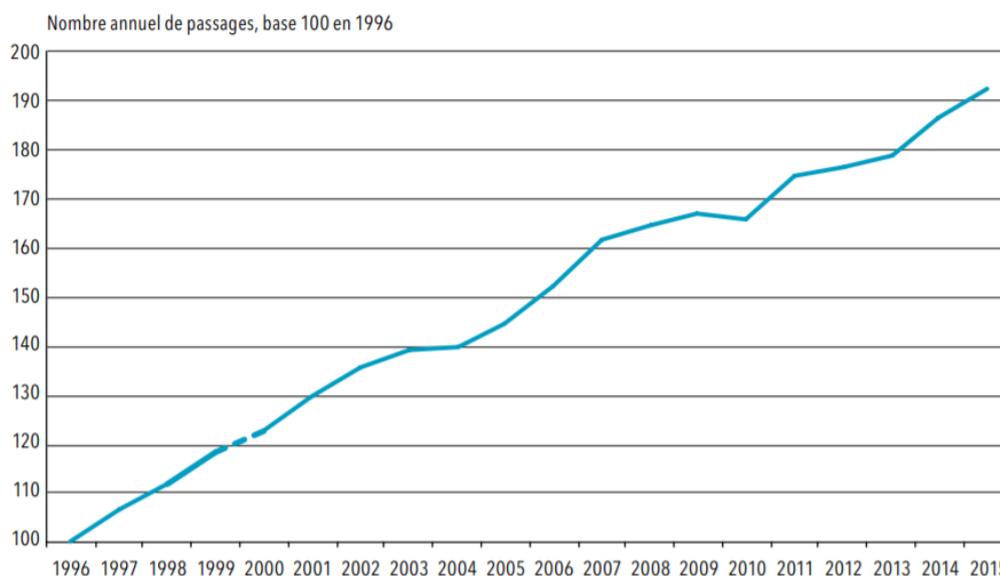


FIGURE 1.3 – Evolution du nombre annuel de passages depuis 1996

Source : Drees, Panorama des établissements de santé 2015

75 ans).

- 100.000 lits ont été supprimés depuis 20 ans.
- 399.865 lits pour 3.046 établissements publics et privés (année 2017).

De ces phénomènes résultent :

- Des problèmes d’engorgement des salles d’attente
- L’allongement des temps d’attente des patients
- L’allongement des temps de prise en charge des patients
- La violence des patients contre le personnel médical
- L’insatisfaction des patients à cause de la qualité des soins.

et plusieurs autres problématiques qui créent une situation de crise aux urgences.

1.2.3.3 Plusieurs facteurs

L’augmentation de la demande peut être due à des facteurs économiques, démographiques ou sociaux. Ainsi, l’encombrement et les longs délais d’attente aux urgences représentent une restriction importante de la capacité des urgences à fournir des soins de qualité [Ere+14]. Cette restriction peut survenir lorsque la capacité maximale de soins disponible ne répond pas à la demande croissante des patients.

L’encombrement est le produit de plusieurs facteurs internes et externes liés aux hôpitaux, dont les plus importants sont l’accès insuffisant aux lits d’hôpitaux et le manque de personnel

infirmier et de médecins aux urgences [DS+15].

Selon Kadri et al. [Kad14], les principales problématiques auxquelles les SU doivent faire face sont essentiellement :

- L'augmentation du volume des admissions aux urgences hospitalières (engorgement des urgences, pics d'activités, les périodes d'épidémies).
- La limitation des ressources (humaines et matérielles).
- Les contraintes structurelles, financières et organisationnelles.
- Le manque de formation du personnel médical pour résoudre les problèmes liés à la gestion du flux de patients.

Les SU sont face à des exigences multiples. De ce fait, les structures d'urgences doivent améliorer leur organisation et fournir une meilleure prise en charge des patients à un coût toujours plus réduit. Néanmoins, et avec la situation actuelle, l'augmentation des ressources médicales pour améliorer la prise en charge des patients est désormais une solution peu pratique ou irréalisable dans certains services de soins de santé. Et pour gérer efficacement les capacités existantes, il faut optimiser la planification des ressources humaines et matérielles existantes pour améliorer les performances du SU.

1.3 Étude de cas : le service d'urgence de Centre Hospitalier de Troyes (CHT)

1.3.1 Le Centre Hospitalier de Troyes

Le CHT est le premier établissement des hôpitaux champagne sud, groupement hospitalier rassemblant (Figure 1.4) :

- Le CHT, composé de l'hôpital Simone Veil, de la Résidence Comte Henri et du Domaine de Nazareth (EHPAD)
- Le groupement Hospitalier Aube Marne (GHAM) composé des hôpitaux de Romilly-Sur-Seine, Nogent-sur-Seine et Sézane
- L'Établissement public de santé mentale de l'Aube (EPSMA), siège de Brienne-le-Château.
- Le Centre Hospitalier de Bar-sur-Seine
- Le Centre Hospitalier de Saint-Nicolas et Bar-sur-Aube
- La résidence Cardinal de Loménie, basée à Brienne-le-Château
- Le GCS clinique de Champagne, basé à Troyes

Cependant, le CHT ne reçoit pas que les habitants de la commune de Troyes, mais 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 été hospitalisés dans le CHT pendant l'année 2019.

CHAPITRE 1. CONTEXTE GÉNÉRAL

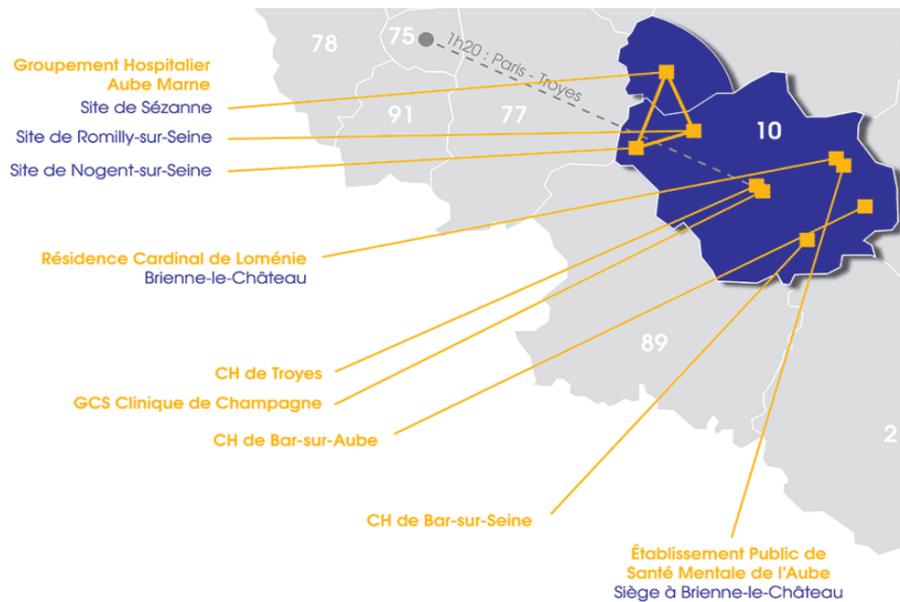


FIGURE 1.4 – L’environnement du Centre Hospitalier de TROYES

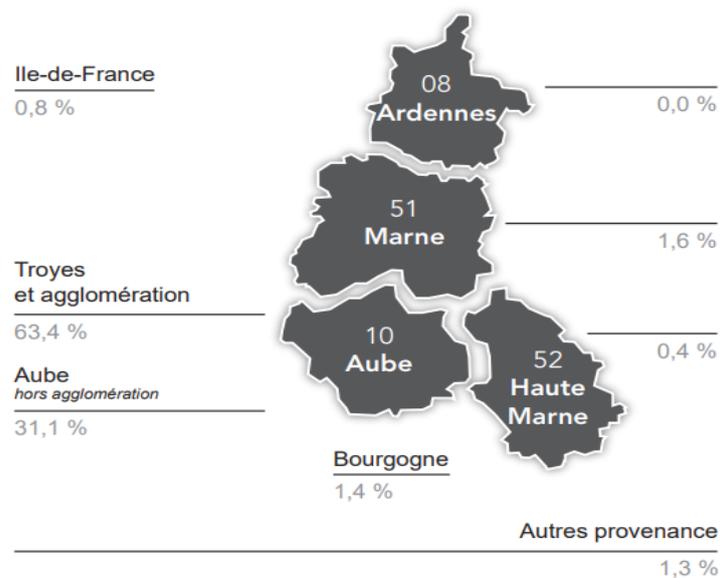


FIGURE 1.5 – L’origine des patients hospitalisés

Source : Rapport d’activité du Centre Hospitalier de TROYES en 2019

Depuis quelques années, le CHT s’investit dans plusieurs projets et actions d’améliorations visant l’amélioration de l’efficacité de ses activités. Nous citons :

- La construction d’un bâtiment pour l’IRM et le scanner.
- Création d’un nouveau plateau technique pour la pharmacie, les blocs opératoires et la chirurgie ambulatoire.

- La construction d'un nouveau bâtiment de 80 lits de maison de retraite à Nazareth.
- L'inauguration du nouveau Bâtiment d'hospitalisation en 2014 pour assurer des conditions de confort optimales pour toute hospitalisation médicale et chirurgicale d'un adulte.
- L'inauguration du plateau technique de radiothérapie en 2011 : Dans le cadre des recommandations des plans cancer successifs et de la création du Pôle de Cancérologie en 2005, le CHT a adapté son plateau technique de radiothérapie aux nouvelles technologies pour offrir aux patients du territoire de santé Aube-Sézannais des outils qui garantissent des soins de grande qualité.
- L'inauguration de l'unité d'addictologie Jean Schiffer (2016) qui assure les sevrages complexes. Les patients sont accompagnés dans leur démarche d'abstinence. Ils sont pris en charge par l'unité d'addictologie après consultation auprès d'une structure d'addictologie.
- Groupement du CHT avec d'autres centres hospitaliers (début 2016) 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.
- La réalisation des travaux avec Dr. Mohamed Afilal dans le cadre d'une première collaboration entre l'UTT et le CHT (2014-2017), et qui ont abouti à l'optimisation des flux des patients et la proposition d'un système de prévision des arrivées des patients. En se basant sur ces prévisions, il est devenu possible d'estimer la capacité des charges de travail nécessaire.
- La réalisation des travaux de recherches avec Dr. Moïse Aimé NOUMBISSI TCHOUPO mené dans le cadre d'une thèse CIFRE en collaboration avec le LOSI (2015-2018), qui ont abouti à l'optimisation du transport logistique des Hôpitaux Champagne Sud (HCS).

Ces activités font partie des actions que le CHT mène pour améliorer l'offre et le parcours de soins des patients sur son territoire de santé, proposer de plus grandes opportunités de carrière aux professionnels et augmenter son attractivité et sa force.

Chiffre clés 2017 en hôpitaux champagne Sud :

- Une offre de soin garantie auprès de 320 000 habitants.
- Un territoire de 7000 km².
- 2646 lits et places.
- 815752 journées d'hospitalisation par an.
- 4223 emplois dont 275 médecins.
- 365 millions d'euros de budget total.
- 17 millions d'euros de dépenses d'investissement.

1.3.2 Les services d'urgence du CHT

Le service des urgences du CHT est l'un des services les plus importants que le CHT assure pour les habitants de la ville de Troyes et son agglomération. C'est un service généraliste accueillant les adultes et les enfants pour des prestations médicales, chirurgicales, psychiatriques et sociales. Il est organisé en secteurs :

- Une zone d'accueil sous la responsabilité organisationnelle de l'infirmière organisatrice d'accueil.
- Un circuit long accueillant les patients dont la durée prévisible de prise en charge après contact médical est supérieure à 3 heures.
- Un circuit court dont la durée prévisible de prise en charge après contact médical est inférieure à 1 heure au sein duquel est organisé un circuit pédiatrique, gynécologique et psychiatrique.
- Une salle d'accueil des urgences vitales accueillant les patients en détresse avérée.

1.4 La recherche opérationnelle et le service des urgences

Au cours des dernières décennies, les SU, partout dans le monde, ont été confrontés à différents problèmes qui affectent leurs performances telles que l'encombrement, le manque de personnel, les longs délais d'attente et de prise en charge des patients, etc. En outre, les contraintes budgétaires ont obligé les gestionnaires d'hôpitaux à fournir un service de qualité à un coût toujours plus réduit.

Pour faire face à ces défis, l'axe recherche a fait partie des orientations de la direction qui étudie en permanence les possibilités d'améliorer l'efficacité des urgences sans réduire la qualité des soins à moindre coût.

Les techniques de recherche opérationnelle (RO) ont été largement appliquées pour analyser et optimiser les processus dans les organisations de soins de santé en général et dans le SU en particulier.

La RO peut être définie comme la science des approches rationnelles et scientifiques pour l'aide à la décision. Elle vise en général à déterminer comment concevoir et faire fonctionner un système de façon optimale.

Les applications de la recherche opérationnelle dans le milieu hospitalier sont diverses. Différentes méthodes, approches et techniques ont été explorées en vue de résoudre différentes problématiques rencontrées dans un SU telles que : le dimensionnement et la planification des ressources humaines et matérielles, l'affectation des patients aux lits d'hospitalisation, la prévision des arrivées des patients, la prévision de temps d'attente, etc.

Pour un tour d'horizon plus complet, il existe plusieurs états de l'art généraux très récents :

Rais and Viana [RV11] présentent une revue exhaustive sur l'application de la recherche opérationnelle dans les systèmes de soins pour traiter différents problèmes tels que : la planifi-

cation des personnels, l'ordonnancement des patients, la prévision de la demande, la logistique, le diagnostic des maladies et les soins préventifs, etc.

Gul et Celik (2018) [GC18] proposent une revue exhaustive de la littérature sur les prévisions dans les SU. Ils ont classé les sujets de prévision en trois sections en fonction du flux des patients : entrée, traitement et sortie.

Pour le flux d'entrée, il est principalement dominé par les sujets relatifs à la prévision de la demande ou de l'arrivée des patients. Tandis que le traitement est principalement traité par les sujets relatifs à la prévision de la durée d'attente et de prise en charge du patient. A la fin, le flux de sortie est généralement traité par les sujets relatifs à la prévision de l'admission du patient à l'hôpital.

Ahsan et al. (2019) [Ahs+19] proposent une revue bien détaillée des différents modèles analytiques utilisés pour l'optimisation des ressources des SU et l'amélioration des flux des patients. Les auteurs ont présenté les travaux qui s'intéressent aux techniques de modélisation, notamment la modélisation et la simulation basées sur des agents, la simulation à événements discrets, les modèles de file d'attente, le couplage de l'optimisation et de la simulation, et la modélisation mathématique. L'analyse a révélé que chaque approche de modélisation et technique d'optimisation présente des avantages et des inconvénients et que leur application est également guidée par les objectifs.

Vanbrabant et al. (2019) [Van+19] exposent les travaux qui utilisent la simulation pour améliorer les performances des services d'urgence. Ces travaux ont été structurés selon 22 indicateurs clés de performances (KPI : Key Performance Indicators) qui font le sujet d'optimisation dans ces travaux.

Plus récemment, Youssefi et al. (2020) [YYF20] présentent les différents travaux de recherche publiés entre 2007 et 2019, et qui s'intéressent au couplage des modèles de simulation avec les méthodes d'optimisation pour traiter les différents problèmes du SU.

Ces publications récentes montrent bien que la problématique de d'optimisation des flux des patients et l'amélioration de la qualité de soins dans un service de santé (en particulier les urgences) est une problématique scientifique non négligeable, nécessitant des compétences sérieuses dans ce domaine. Ils montrent également que c'est une problématique d'actualité.

1.5 Le projet LOSI – CHT : Objectifs et enjeux

Dans le cadre de cette thèse, nous nous intéressons à la recherche de solutions efficaces pour l'optimisation des flux de passages des patients dans le SU du CHT. L'objectif est de développer des méthodes et des systèmes de pilotage appropriés capables d'optimiser les ressources matérielles et humaines des services d'urgences des HCS, ainsi que l'optimisation des coûts, afin d'assurer la meilleure qualité des soins aux patients (diminution des temps d'attente, des temps de prise en charge).

Comme nous l'avons présenté dans l'introduction générale, cette thèse s'inscrit dans la continuité des travaux de thèse de Dr. Mohamed Afilal (2014-2017). A l'issue de ces travaux,

un outil de prévision des arrivées des patients à long et à court terme est développé et mis en place depuis 2017 dans le SU. Ce dernier a prouvé son efficacité avec des performances de 92%, et a prouvé également sa robustesse pendant la période de COVID19 avec des performances de 89%.

Cette continuité dans le travail montre bien que l'axe de recherche fait une partie importante dans les orientations de la direction du CHT pour proposer les meilleurs services aux patients.

Alors qu'il est possible de prévoir le flux d'arrivée des patients, il est devenu essentiel de se servir de ces résultats et développer un outil d'aide à la décision afin d'anticiper les besoins des ressources et de planifier l'affectation de ces ressources pour le parcours des patients.

L'optimisation des ressources est non seulement pour continuer le travail de la thèse précédente, mais également suite aux problèmes d'encombrement que rencontre le SU du CHT.

En effet, nous avons analysé les données récupérées de base des données du SU et nous avons constaté une augmentation importante d'afflux des patients dans ce service. Une augmentation de 25,82% est observée de 2010 à 2019 (Figure 1.6). Soit un nombre total égal à 49069 patients en 2010, par rapport à 61739 patients en 2019.

Comme partout dans le monde, ce phénomène a eu des conséquences considérables sur la gestion des services et sur le temps d'attente des patients. La Figure 1.7 présente l'évolution du temps d'attente des patients dans les circuits court et long durant les quatre dernières années. Cette évolution concerne tous les types de patients.

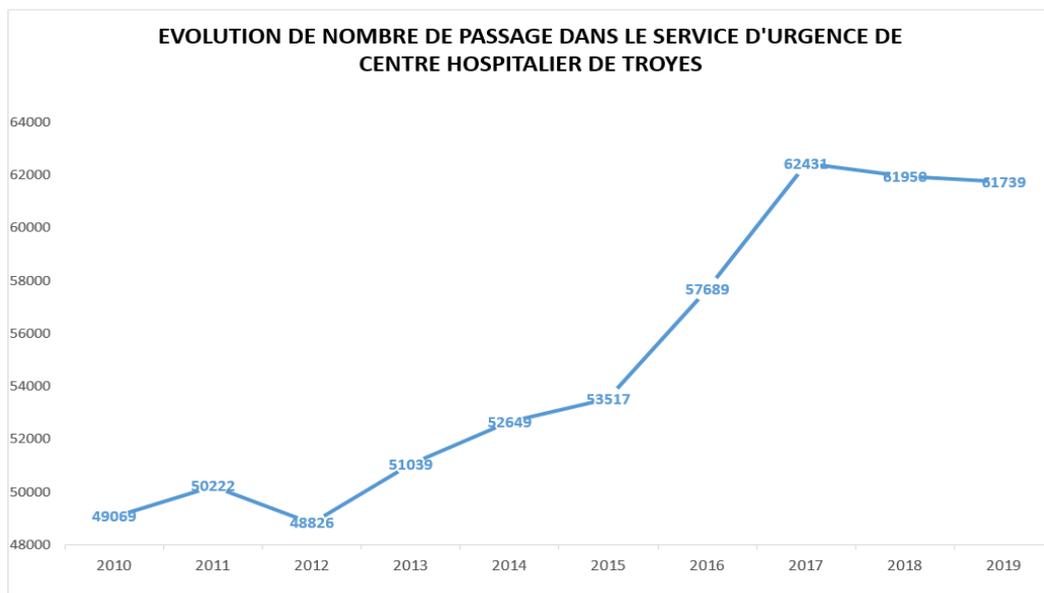


FIGURE 1.6 – Évolution du nombre de passage dans le SU du CHT

Cette situation a nécessité une rationalisation rapide du fonctionnement de ce service, dont les difficultés se répercutent dans tout l'établissement, pour assurer le bon fonctionnement du

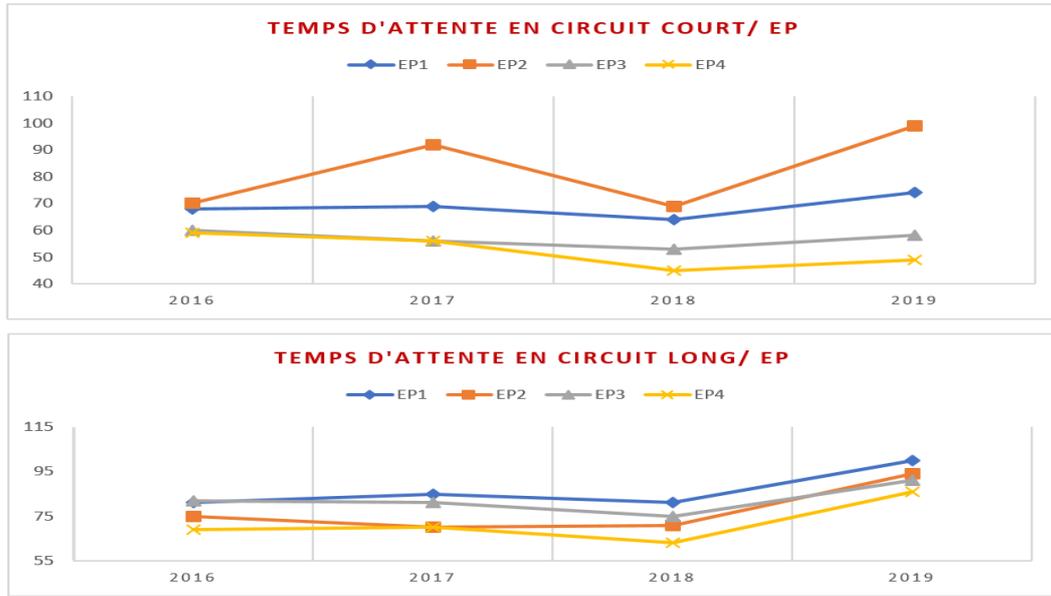


FIGURE 1.7 – Augmentation du temps d’attente dans le circuit court et circuit long

CHT.

Le LOSI et le CHT mènent dans ce contexte ce projet de recherche qui a pour but d’améliorer le SU en faisant appel à des techniques d’optimisation du domaine industriel.

Pour atteindre ces objectifs, la thèse s’appuie sur les principaux travaux suivants :

- Réalisation d’une analyse de l’existant et une synthèse bibliographique sur les différentes techniques de planification des ressources humaines.
- Développement d’algorithmes d’optimisation adaptés aux problèmes de planification de ressources humaines et matérielles.
- Développement de modèles mathématiques pour l’estimation du temps d’attente entre les passages en intégrant les prévisions et l’optimisation des ressources.

Du point de vue scientifique, ce projet de thèse traite une problématique très complexe à plusieurs composantes d’optimisation. Les problématiques qui seront abordées porteront sur l’élaboration des systèmes d’optimisation et de gestion robustes des ressources humaines et matérielles dans le contexte d’un établissement de santé. Ces systèmes seront basés sur des algorithmes efficaces de gestion de ressources.

L’originalité de ce sujet vient de la globalité de l’optimisation, qui peut s’étendre à plusieurs services, ainsi que du domaine d’application à l’hôpital. Aussi, sur la continuité de travaux de recherche après le premier projet, qui ont abouti à la proposition de systèmes de gestion efficaces à travers la combinaison intelligente de modélisation et de techniques de résolution appropriées et de données intelligentes.

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.

Nous schématisons dans la Figure 1.8 la démarche globale de résolution.

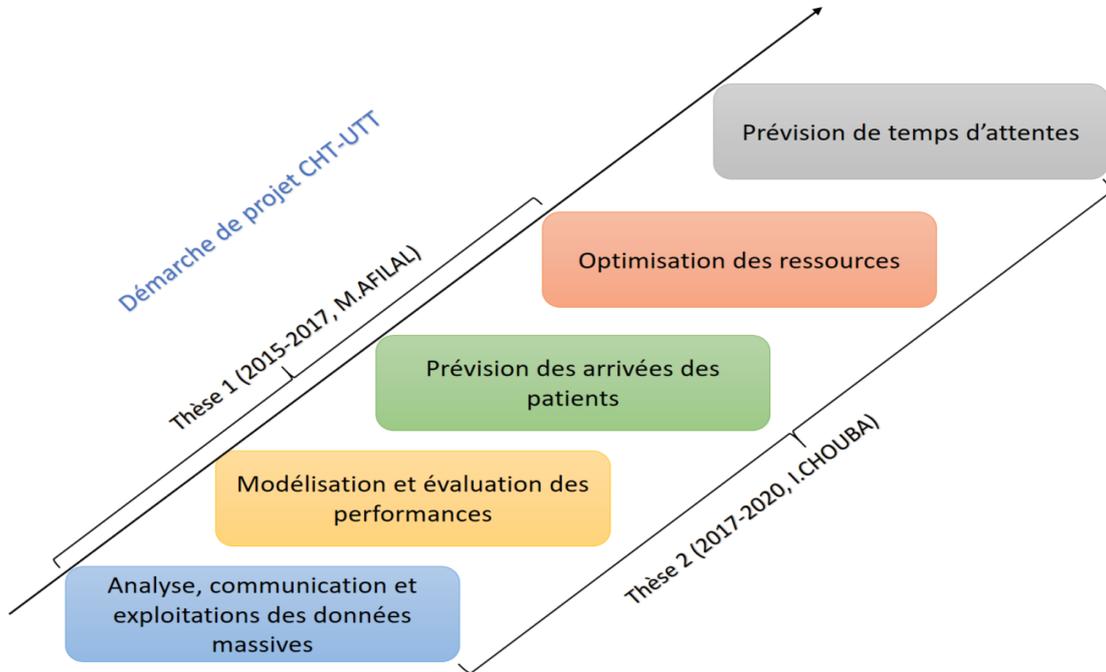


FIGURE 1.8 – Démarche de résolution

Les approches proposées dans cette thèse sont décomposées en deux axes :

- Le premier axe consiste à optimiser les activités du SU. L'objectif est de développer un système d'aide à la décision capable d'optimiser les ressources humaines ou matérielles. Pour parvenir, nous avons développé dans un premier temps un outil d'évaluation de performances basé sur la simulation à événements discrets (Chapitre 3).

Ensuite, nous nous sommes intéressés à la planification et au dimensionnement des ressources. Basée sur un modèle mathématique stochastique, une étude des différents scénarios possibles a été faite pour trouver la meilleure solution. Ensuite, nous avons développé une méthode approchée basée sur le couplage d'un algorithme génétique avec le modèle de simulation. Puis, nous avons exploité la stratégie de « what-if » scénarios et la méthode d'analyse multicritère VIKOR pour améliorer la prise de décision à court et moyen terme en évaluant plusieurs scénarios (Chapitre 4).

- Dans le deuxième axe, l'estimation du temps moyen d'attente pour un patient est réalisée en prenant en compte l'optimisation des ressources. À cette fin, une étude comparative est effectuée pour comparer les méthodes de prévision analytiques à une approche basée sur le modèle de simulation avec le réseau de Petri. Ces méthodes sont utilisées à la fois pour prédire le temps d'attente moyen par heure et le temps d'attente pour chaque patient. L'estimation permettra de renforcer le confort des patients en réduisant leur stress et en améliorant les

flux de passage (Chapitre 5).

1.6 Conclusion

Le service d'urgence est un système complexe, difficile à gérer face aux aléas qui peuvent se manifester. La planification des ressources humaines et matérielles est l'une des problématiques majeures dans un SU. De ce fait, les structures d'urgences doivent améliorer leur organisation afin d'assurer une meilleure prise en charge des patients, tout en réduisant leurs délais d'attente.

Notre travail de thèse consiste tout d'abord à dimensionner les ressources humaines et matérielles au SU afin d'assurer une meilleure planification des ressources. Nous prenons en considération les incertitudes liées à l'arrivée des patients ainsi que le temps de service associé à chaque étape du processus de prise en charge. Par la suite, nous nous intéressons à la prévision de temps d'attente des patients.

La méthodologie scientifique exige, dans un premier temps, une analyse de l'existant afin de comparer les méthodes les plus récentes et de définir les travaux similaires susceptibles de présenter un intérêt pour toute problématique. Le chapitre suivant aborde plus en détails les différentes problématiques et approches de résolution traitée dans la littérature au niveau des SU.

Revue de la littérature

Sommaire

2.1	Introduction	21
2.2	Les problèmes d'optimisation dans les SU	22
2.3	Méthodes et approches de résolution	23
2.3.1	Les méthodes exactes	24
2.3.2	Les méthodes approchées	24
2.3.3	Les méthodes de modélisation et d'évaluation des performances	25
2.3.4	Méthodes d'aide à la décision multicritères	33
2.3.5	Couplage de la simulation et l'optimisation	35
2.3.6	Méthodes de prévisions	35
2.4	Les systèmes d'aide à la décision pour les SU	36
2.5	Positionnement méthodologique	40
2.6	Conclusion	42

2.1 Introduction

Au cours des dernières décennies, les SU ont été confrontés à différents problèmes qui affectent leurs performances, tels que l'encombrement, les longs délais d'attente des patients, les problèmes d'organisation, de planification et de dimensionnement des ressources humaines et matérielles. En outre, la pression des coûts sur les hôpitaux et les contraintes budgétaires les ont obligés à fournir un service de haute qualité à un coût toujours plus réduit.

De ce fait, la mise en place de systèmes stratégiques, tactiques, opérationnels et de contrôle, est un atout pour une meilleure gestion du SU. Une couche d'expertise et de technologie est désormais indispensable pour assurer la meilleure qualité de soins et de prise en charge des patients à moindre coût. Par conséquent, la recherche opérationnelle vient épauler le monde de la santé afin d'adopter des démarches d'évaluation de performances, de planification, d'optimisation et d'anticipation face à une situation d'urgence.

Nous présentons dans ce chapitre les problèmes d'optimisation des SU abordés dans la littérature, puis les modèles et méthodes de résolution proposés, à la fin nous exposons les travaux réalisés pour l'amélioration du pilotage des activités au niveau des SU et la prise de décision face aux perturbations menant aux états de tension.

2.2 Les problèmes d’optimisation dans les SU

La prise en charge des flux de patients dans les SU est l’un des problèmes les plus importants et difficiles à gérer par les directions hospitalières. Ces problèmes sont dus essentiellement à :

- La demande croissante des activités.
- La limitation des ressources (humaines ou matérielles).
- Manque de lits d’hospitalisation.
- Inadéquation entre la demande des patients et la capacité des services.

Ces problématiques ont suscité l’apparition des situations de tension au sein d’un SU. Elles induisent l’insatisfaction du patient qui est obligé d’attendre longtemps, et qui décide parfois de partir sans voir le médecin.

Face à cette situation, il est primordial pour les responsables des SU d’anticiper et de gérer cette situation. L’enjeu majeur est donc d’améliorer les performances du SU ainsi que la prise en charge des patients.

Nous présentons dans la suite les problèmes majeurs d’optimisation traités dans la littérature et dont l’objectif est l’amélioration des services de soins.

- **Dimensionnement et planification des ressources humaines et matérielles**

Le dimensionnement consiste à trouver l’effectif optimal des ressources (humaines et matérielles) pour couvrir la charge de travail nécessaire pour le bon fonctionnement d’un système.

La planification est le fait de planifier les actes. La notion de temps est à prendre en compte. Quels sont les actes qui seront planifiés à telle date, connaissant les ressources nécessaires ? Par exemple, une planification peut être l’affectation à chaque acte chirurgical des ressources adéquates pendant une demi-journée ou une journée ([Kle14]).

L’optimisation des ressources est primordiale dans chaque service, unité de production ou entité ayant des ressources multiples et de natures différentes. Elle affecte notamment le fonctionnement de l’entité, la gestion des aléas et le coût induit par l’utilisation des ressources. Certaines ressources peuvent être de nature critique et doivent être planifiées de manière efficace et robuste. De plus, dans le monde de la santé, il est souvent question de critères et contraintes spécifiques au domaine. Il est ainsi important et nécessaire de concevoir des systèmes d’aide à la décision capables de prendre en compte à la fois la diversité des ressources et les contraintes spécifiques de l’étude.

Les problèmes de dimensionnement et de planification des ressources humaines et matérielles ont fait l’objet de plusieurs travaux dans la littérature. Notons la planification des médecins [BE11] ; [NL18] ; [Erh+18], des infirmières [Bur+04] ; [Che+03] ; [Lin+15] ; [Ram+16], des lits [Ngu+05], des blocs opératoires [GR11], etc.

Aussi, l’affectation des lits dans les hôpitaux est un problème complexe causé par les in-

certitudes liées à la durée du séjour des patients, les fluctuations de la demande, les décisions d'admission non programmées, le statut de rétablissement des patients et d'autres facteurs. A cette fin, He et al. (2019) [He+19] présentent une revue systématique des recherches récentes sur la gestion des lits dans les hôpitaux. La présentation des travaux de recherches est structurée selon différentes caractéristiques de problèmes (indicateurs de performances, objectifs de la recherche, etc.) et les approches et méthodes de résolution.

- **Ordonnancement des patients/ personnels**

L'ordonnancement s'intéresse à calculer les dates d'exécution optimales des tâches, après affectation des ressources nécessaires à leur exécution, en tenant compte de contraintes temporelles et de contraintes portant sur la disponibilité des ressources requises. Il peut être considéré comme un sous-problème de planification dans lequel il s'agit de décider de l'ordre d'exécution opérationnelle des tâches planifiées.

Il existe une très grande variété de problèmes d'ordonnancement tel que les problèmes de type Job shop, Flow shop, Open shop.

Le problème d'ordonnancement dans le domaine de la santé a fait l'objet de plusieurs travaux de recherche, notons par exemple le problème d'ordonnancement des patients dans le SU [Dal+17], des infirmiers [BP07] et des lits [SMH18].

- **Prévisions des arrivées/ temps d'attente**

La prévision consiste à prévoir les événements futurs sur la base de la performance et de la tendance passées et présentes. A cette fin, les méthodes de prévision sont de plus en plus utilisées dans divers domaines tels que le marketing, la production, la santé et aussi la recherche et le développement. En effet, la prévision permettra aux gestionnaires d'avoir une idée sur la charge prévue dans le futur avant d'anticiper et de se précipiter vers plusieurs solutions visant l'amélioration des performances et la qualité du service.

Gul et Celik (2018) [GC18] proposent une revue exhaustive de la littérature sur les prévisions dans les SU. Ils classifient les travaux de prévision en trois thèmes : prévisions liées au flux entrant des patients (e.g prévisions des arrivées des patients (urgent/non urgent), prévisions liées au flux de traitement des patients (e.g prévisions des temps d'attente et de prise en charge), prévisions liées au flux sortant des patients (e.g prévisions des patients hospitalisés).

2.3 Méthodes et approches de résolution

Plusieurs travaux de recherche dans la littérature étudient les problèmes d'optimisation des ressources et des prévisions. Les chercheurs ont développé différentes approches de résolution pour les aborder, notamment les méthodes exactes et les méthodes approchées. Chaque chercheur de son côté essaie de répondre au mieux aux exigences de son problème (par exemple, temps de calcul versus la qualité de la solution).

Nous présentons dans cette section une liste non exhaustive des méthodes et approches d'optimisation des ressources et de prévision utilisée dans les systèmes de santé.

2.3.1 Les méthodes exactes

Les méthodes exactes sont des algorithmes qui permettent de calculer des solutions optimales mais avec un temps de calcul très important. C'est pour cette raison qu'elles sont souvent utilisées avec des instances de taille modérée.

La méthode de simplexe : c'est une méthode qui a été proposée par Dantzig (1947) pour la résolution des problèmes ayant des variables réelles. Cette méthode itérative consiste à chercher la meilleure solution voisine, à partir d'une solution admissible, qui permet d'améliorer la fonction objectif.

La méthode de génération de colonnes : c'est une méthode qui est basée sur la décomposition de Danzig-Wolfe (méthode simplexe) et qui consiste à générer les variables au fur et à mesure de la résolution du problème.

Brunner and Edenharter (2011) [BE11] traitent le problème de planification des médecins à long terme. Un MIP (Mixed Integer Program) est développé et résolu en appliquant une heuristique basée sur la génération de colonnes. Deux niveaux d'expériences sont pris en considération dans le modèle : les résidents et les médecins. L'objectif est de minimiser le coût lié à ces personnels.

La méthode de séparation et d'évaluation (Branch and Bound) : c'est une méthode de recherche arborescente qui a été proposée par (Land et Doig, 1960). Le fonctionnement de cette méthode se base sur l'étape de séparation, qui consiste à diviser l'ensemble des solutions réalisables en des sous-ensembles, et l'étape d'évaluation qui sert à borner l'intervalle de recherche et d'exclure, au cours du processus d'exploration, certaines branches de l'arbre qui ne comportent pas de solution optimale.

Programmation linéaire : un programme linéaire définit le problème mathématique qui consiste à optimiser (maximiser ou minimiser) une fonction linéaire (fonction objectif) de plusieurs variables qui sont reliées par des relations linéaires appelées contraintes. Dans le cas où les variables sont entières et réelles, on parlera d'un programme linéaire mixte en nombre entiers (Mixed Integer Programming).

2.3.2 Les méthodes approchées

Les méthodes approchées permettent d'identifier des solutions réalisables mais qui ne garantissent pas l'optimalité. L'avantage de ces méthodes réside dans la possibilité de donner des solutions de bonne qualité pour un temps de calcul relativement court. Cette rapidité de résolution est très intéressante, en particulier dans un environnement industriel où le temps est un facteur important.

Recherche tabou : (Fred W. Glover 1986) le principe de cette méthode consiste à ex-

plorer, à partir d'une position donnée, tout le voisinage afin de choisir la position du meilleur voisin qui permet de minimiser la fonction objective. Cette méthode utilise une liste de taille donnée appelée liste tabou (appelé aussi File FIFO) pour conserver les positions déjà explorées. À chaque itération, la solution la plus ancienne de la liste tabou est remplacée par le dernier voisin de la nouvelle solution. Elle ne sera acceptée que si elle n'appartient pas à la liste tabou. Glover et Taillard, (1993) ont trouvé que les règles dynamiques (varier la valeur de la taille de la liste au cours de l'algorithme) sont plus robustes que les règles statiques (une valeur fixe de la taille de la liste tout au long de l'algorithme).

Niroumandrad et Lahrichi (2018) [NL18] ont proposé un MIP (résolu par Cplex) et la méthode de recherche tabou pour la planification des médecins dans un centre de radiothérapie. L'objectif est de minimiser la durée du pré-traitement pour les patients. Deux sources d'incertitude ont été considérées : les jours d'arrivée et les profils des patients. Les résultats montrent l'efficacité des résultats de la méthode de recherche tabou par rapport à CPLEX dans sa version déterministe.

Algorithmes d'essaim de particules : Cet algorithme est inspiré par les essaims d'insectes et leurs mouvements (Eberhart et Kennedy 1995). Les solutions trouvées par l'algorithme sont appelées particules et la population est appelée essaim. Une particule se déplace en fonction de sa propre expérience en fonction de la meilleure position qu'elle a occupée et du meilleur voisin. L'idée est de converger l'ensemble des particules vers la solution optimale globale du problème traité à partir d'optimums locaux. L'algorithme s'arrête dès qu'une convergence est avérée, bien que l'optimum ne soit pas garanti.[Ram+16] ; [Ras+14]

Algorithme génétique : C'est une méthode de recherche stochastique inspirée par l'évolution biologique des espèces (Holland 1973). Lors de la résolution d'un problème d'optimisation à l'aide des AG, chaque solution est codée comme un "chromosome", et chaque chromosome est considéré comme un individu. L'ensemble de ces chromosomes forment une population (M).

L'AG commence, à partir d'une solution initiale, à créer aléatoirement n solutions dans un espace de recherche pour former la population initiale. Chaque individu est évalué afin de mesurer son adaptation à l'objectif d'évaluation (fitness function). À chaque itération, une nouvelle population est générée à partir de la population actuelle en appliquant trois opérations de base sur les individus de la population. Les opérateurs sont la sélection, la reproduction/croisement et la mutation. Ainsi, afin d'améliorer la performance des individus, seuls les individus les plus performants sont sauvegardés et sélectionnés pour créer la population de la génération suivante. Ces derniers sont ensuite sujet de reproduction grâce à leur aptitude à créer de nouveaux individus aussi performants. [Lin+15] ; [LP14].

2.3.3 Les méthodes de modélisation et d'évaluation des performances

La simulation d'un système réel devient utile dès lors que la réalisation d'un modèle mathématique de ce système est, soit trop coûteuse en temps de conception ou de calcul, soit trop simplificatrice de la réalité, de sorte que le modèle obtenu ne permet plus d'appréhender

les informations utiles sur le système à étudier [Fle06].

La simulation est l'activation du modèle dans le temps afin de connaître son comportement dynamique et de prédire son comportement futur [18]. Cette démarche est souvent incontournable pour appréhender le comportement des systèmes complexes, comparer des configurations envisageables pour le système à concevoir ou à faire évoluer, évaluer différentes stratégies de pilotage, évaluer et optimiser des performances.

La simulation est devenue un outil de prise de décision efficace, de plus en plus accepté par les décideurs en tant qu'outil viable pour améliorer les opérations et réduire les coûts. Cela explique le nombre important de travaux de recherche qui ont utilisé la simulation dans divers domaines d'applications tels que les systèmes de production, les flux logistiques et de transport, le domaine militaire, la gestion d'hôpitaux.

2.3.3.1 Types de modèles de simulation

Selon différentes caractéristiques de système étudié, Christos, Cassandras et Lafortune [CL08] proposent en 2008 une classification qui permet de distinguer les différents types de modèles de simulation (Figure 2.1) :

- Un modèle peut être **physique** (le système réel est représenté par une réplique ou une maquette) ou **logico-mathématique** (le système réel est défini par des relations logiques et quantitatives).
- Si le temps n'intervient pas dans l'étude, le modèle sera **statique**, alors qu'il sera qualifié de **dynamique** si l'état du système qu'il représente évolue avec le temps.
- Pour les modèles dynamiques, on distingue :
 - **Les modèles à événements discrets** (ou discontinus) : dans lesquels les changements d'état ne surviennent que lors d'événements tels le début ou la fin d'une opération, la mise en attente d'une pièce dans un stock, la libération d'une ressource.
 - **Les modèles continus** : plus adaptés aux flux continus, qui utilisent des équations mathématiques pour prendre en compte les changements d'état qui s'effectuent de façon continue au cours du temps. Les valeurs des variables d'état sont recalculées régulièrement selon un pas d'horloge d'après ces équations.
 - **Les modèles combinés** (ou mixtes), qui intègrent les deux aspects.
- Si les aléas jouent un rôle significatif dans l'évolution du système, alors on le qualifie de **stochastique**, sinon s'il est indépendant de l'influence de variables aléatoires ou imprévisibles il est **déterministe**.
Les aléas sont par exemple des variations de temps opératoires, des variations de temps de préparation de machines, etc.
- Si le modèle nécessite une mise en équation, il est qualifié de **mathématique** et sera dit **numérique** s'il repose sur une simulation.

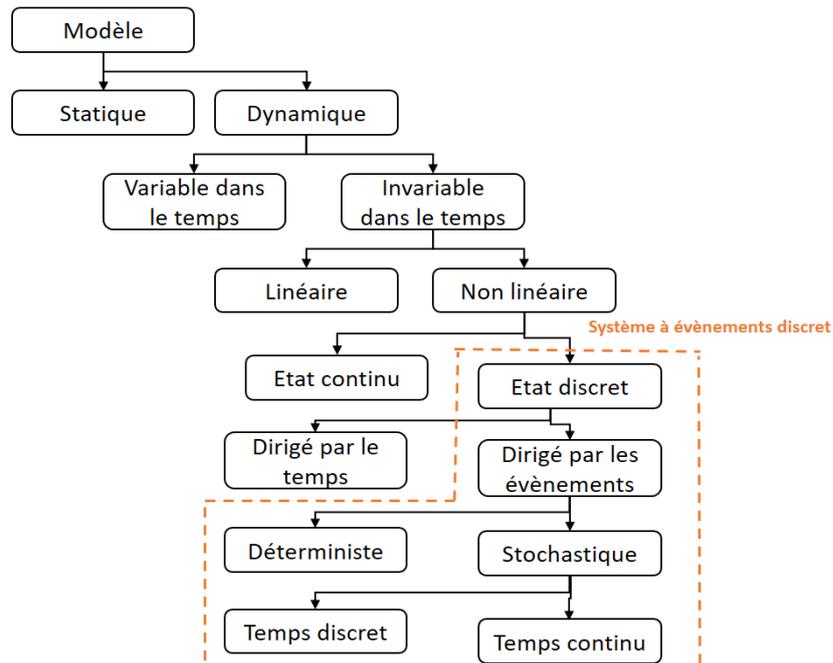


FIGURE 2.1 – Classification des modèles de simulation [CL08]

2.3.3.2 Méthodes et outils de simulation

La modélisation consiste en une représentation logico-mathématique du comportement réel d'un système et est établie dans un contexte et suivant une problématique donnée. Un modèle constitue un outil d'aide à la décision qui permet d'étudier un système complexe à travers un ou plusieurs systèmes plus simples, en le remplaçant dans une étude scientifique, en donnant des informations sur le système étudié ou encore en permettant de prévoir le comportement du système initial dans des conditions plus variées par exemple [Yal+12].

Il existe plusieurs modèles de simulations telles que : la SED, simulation par agent, simulation dynamique, simulation monte Carlo, etc. Dans ce contexte, plusieurs auteurs ont proposé des revues de littérature pour présenter les différents types de modèles de simulation et leurs applications tels que la gestion des services d'urgence, la logistique hospitalière, etc. [ASJ13] ; [Bra+19] ; [Sal+18] ; [Zha+18].

Nous présentons dans la suite une liste non exhaustive de ces modèles.

- **Simulation à évènement discret (SED)**

La SED consiste à modéliser l'évolution d'un système réel dans le temps. Cette modélisation est fondée sur une représentation où les variables du système ne varient que dans un nombre fini ou dénombrable de points isolés dans le temps [ED96]. Ces points représentent les moments où se produit un changement dans l'état du système. Ces changements constituent les événements qui nous intéressent pour la simulation. Nous présentons dans la Figure 2.2

l'évolution des états d'un système dans le temps.

En marche ou en arrêt, sont les deux états que possède le système. Ainsi, le système a deux états : activé ou désactivé. Pour chaque évènement, il y a un moment précis t_i de changement d'état du système e_i .

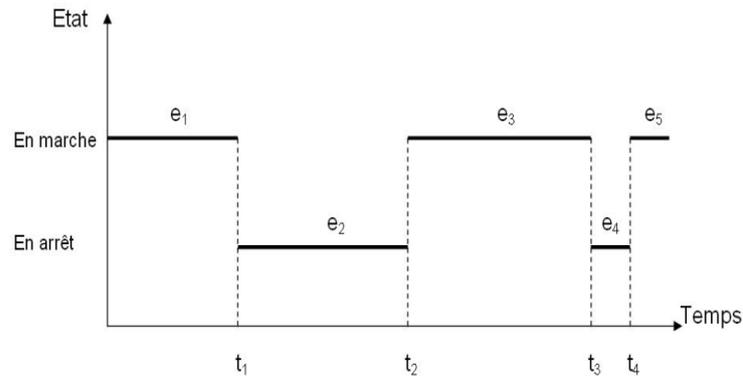


FIGURE 2.2 – Évolution des états d'un système au cours du temps

Les SED sont gérés séquentiellement [Mis86]. Un modèle à évènements discrets est composé d'entités (objets) avec lesquels s'effectuent, au cours du temps, des services (opérations). Différents types de systèmes peuvent être étudiés comme les systèmes de production, les sociétés de service, les réseaux informatiques et de télécommunication, les systèmes de transport, les systèmes de santé et bien d'autres.

Plusieurs logiciels de simulation sont utilisés pour développer les modèles de simulation notons, ARENA, FLEXIM, SIMUL8, WITNESS.

- **Les réseaux de Petri**

Historiquement, le concept de RdP a été développé par Carl Adam Petri en 1962 à Darmstadt en Allemagne. Ce concept a été ensuite largement développé par de nombreux auteurs dans le monde entier ([Mur89] ; [DA92] ; [DA94]).

Concrètement, un RdP est un outil de modélisation graphique et mathématique applicable à de nombreux systèmes. Il est utilisé pour la description et l'étude des systèmes dynamiques ([DA92]). Ces systèmes sont en général caractérisés par des phénomènes concurrents, asynchrones, distribués, parallèles, non déterministes et /ou stochastique.

L'outil graphique permet de visualiser les activités dynamiques de ces systèmes. Cette visualisation est réalisée à l'aide de jetons ou de marques qui sont introduits dans le réseau. A partir de ce graphique, nous pouvons extraire une équation d'état, une équation algébrique ou tout autre modèle mathématique décrivant le comportement du système. Avec cette propriété pluridisciplinaire, le RdP devient un outil de dialogue remarquable qui est à la fois utilisé par les praticiens pour le côté graphique et par les mathématiciens pour le côté mathématique. Bien entendu, cet outil est fortement utilisé pour la modélisation des systèmes de production ([DA92] ; [Che+05] ; [SMQ02]).

Les réseaux de Petri stochastiques : En 1978, les réseaux de Petri stochastiques (RdPS) ont été définis par Florin pour répondre à des problèmes informatiques liés à la sûreté de fonctionnement. Les transitions du RdPS ont comporté des temps de franchissement aléatoires, distribués par une loi exponentielle. Cette distribution exponentielle permet d'exploiter les propriétés mathématiques d'un processus de Markov.

En se basant sur ces premiers travaux, plusieurs classes de RdPS ont été créées afin de répondre aux nombreuses exigences de modélisation (systèmes industriels, systèmes de santé, etc.) avec aussi l'intégration de différents types de transitions (déterministes, stochastiques et immédiates). Les caractéristiques des différentes classes de RdPS se situent essentiellement dans la nature des transitions utilisées.

Réseaux de Petri stochastiques généralisés (GSPN) : Les réseaux GSPN [AMCB84] ; [Mar+98] introduisent en complément des transitions stochastiques à durée distribuée exponentiellement, des transitions avec une temporisation nulle dites transitions immédiates. Le processus stochastique sous-jacent au graphe des marquages est un processus de Markov à temps continu.

Réseaux de Petri stochastiques étendus (ESPN) : Les réseaux ESPN [Dug+84] ne considèrent que les transitions à temporisation distribuées avec une loi aléatoire quelconque. Le processus stochastique sous-jacent au graphe des marquages est un processus semi-markovien. Si les conditions ne sont pas remplies, le réseau ESPN est résolu par des simulations à événements discrets [Dug+84].

Réseaux de Petri stochastiques et déterministes (DSPN) : Le réseau DSPN [Mar86] est une extension des réseaux GSPN. C'est le réseau le plus complexe puisqu'il considère à la fois des transitions immédiates, des transitions à temporisations déterministes et des transitions à temporisations distribuées suivant des lois exponentielles. Le processus stochastique est semi-markovien régénératif.

Réseaux de Petri stochastiques régénérateurs markoviens (MRSPN) : C'est une génération des RdP stochastiques et déterministes [CKT95] ; [HL89]. Le réseau comporte des transitions immédiates, des transitions à temporisation déterministes et des transitions à temporisations stochastiques distribuées avec une loi quelconque. Le processus sous-jacent est un processus de Markov régénérateur.

- **Les files d'attente**

La modélisation et l'évaluation des performances d'un système peuvent également se faire à l'aide de modèles de file d'attente. Le formalisme file d'attente permet la modélisation de phénomènes de consommation de ressources et d'évaluation de performances. Une file simple (ou station) est une entité constituée d'une file d'attente (ou buffer) et d'un ou plusieurs serveurs connectés entre eux (Figure 2.3). Les clients arrivent de l'extérieur, patientent éventuellement dans la file d'attente, reçoivent un service et quittent la file.

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), etc.

Ils sont caractérisés par leurs temps d'inter-arrivée et leurs temps de service. La gestion de chaque file d'attente est assurée par une politique qui détermine l'ordre dans lequel les clients en attente sont traités, comme par exemple FIFO (First In First Out), LIFO (Last In First Out), SPT (Shortest Processing Time), etc.

La description complète de la file nécessite différents paramètres : la taille de la population, le processus d'arrivée des clients, le temps de service, la capacité et la discipline de service de la file d'attente, le nombre de serveurs.

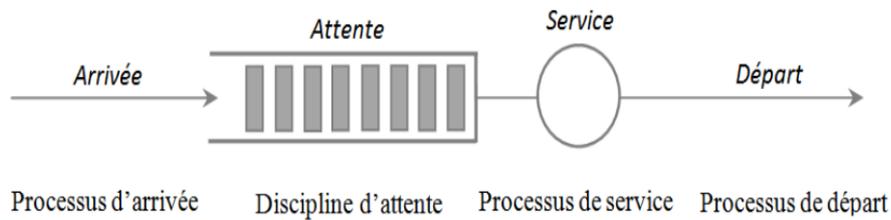


FIGURE 2.3 – Processus de file d'attente [GB18]

2.3.3.3 Étapes de réalisation d'un modèle de simulation

L'étude du système dont on veut simuler le fonctionnement et évaluer les performances est composé de plusieurs étapes distinctes :

Extraction, préparation et analyse des données : Le contexte et les objectifs de l'étude sont fixés. Ensuite, des données sont collectées et analysées pour la quantification des attributs et la description des règles de gestion appliquées au système étudié. Ces données décrivent les temps d'inter arrivées des patients, les temps d'attente, les temps de traitement, les temps des examens, etc.

Modélisation : La modélisation est une étape importante dans la simulation, qui permet d'identifier les éléments du système (les variables d'état, mesures de performance, relations, etc.), afin de simplifier le système physique et définir sa dynamique (événements, changements d'état, etc.). Ainsi, cette définition peut être en mode déclaratif ou en s'appuyant sur des méthodes spécifiques telles que les réseaux de Petri ou les files d'attente [Han06].

Programmation : La solution du problème est codée selon un langage spécialisé. Elle peut représenter les règles de gestion des files d'attente, les changements d'état des entités physiques, les règles de déplacement d'une entité à une autre, etc.

Validation : L'objectif de cette étape est d'avoir un système fiable et efficace de simulation et d'évaluation des performances. Elle nous permet de savoir à quel point le modèle reflète la réalité. Selon Hani et al. [Han06], la validation d'un modèle de simulation passe par trois

étapes indispensables qui sont :

- Validation des données : dans cette étape, nous pouvons de deux manières différentes valider les données et vérifier si le modèle représente efficacement le système réel. Soit par la validation des données historiques (en comparant les performances simulées avec les performances réelles sur des périodes de fonctionnement du système), soit par le recours à l'expertise humaine, c'est-à-dire l'expertise de personnes dotées d'une connaissance approfondie 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 [Han06]. Dans cette étape, nous vérifions si les théories, les hypothèses, les relations logiques et mathématiques utilisées, et sur lesquelles se base le modèle conceptuel sont correctes ou justifiables.
- Validation opérationnelle : dans cette étape, nous vérifions l'adéquation du système simulé avec le système réel. Il s'agit d'une comparaison, à travers des tests statistiques (moyennes, écarts type, etc.), entre les données simulées et les données observées du système réel.

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

2.3.3.4 La simulation des services d'urgences

Selon une étude récente de Brailsford [Bra+19], l'utilisation de la simulation informatique a augmenté ces dernières années. Ainsi, elle est d'avantage utilisée dans le secteur de la santé (Figure 2.4).

L'utilisation de la simulation dans les systèmes de santé a fait l'objet de plusieurs revues de littérature. Jacobson et al. [JHS06] présentent une revue des modèles de simulation appliqués dans les systèmes de soins et de santé, notamment dans les hôpitaux, les cliniques, les services d'urgence et les pharmacies.

Gul et Guneri [GG15] présentent une revue détaillée sur l'application de la simulation en Europe. Les articles sont classés en quatre catégories : La première catégorie concerne l'utilisation de la SED. Le deuxième concerne l'utilisation de la SED couplée avec d'autres méthodes telles que les heuristiques, le six sigma et la théorie des files d'attente. La troisième méthode concerne l'utilisation de la simulation basée sur les agents. Et la dernière catégorie concerne la simulation basée sur les agents couplés avec d'autres méthodes d'optimisation. Les auteurs ont montré que la SED est la méthode de modélisation la plus utilisée.

Dans [Dot+10], les auteurs ont utilisé le modèle de RdP temporisé pour analyser la gestion et la performance du service de pneumologie de l'hôpital général de Bari, en Italie, en se concentrant sur le flux de travail du service et le système de distribution de médicaments.

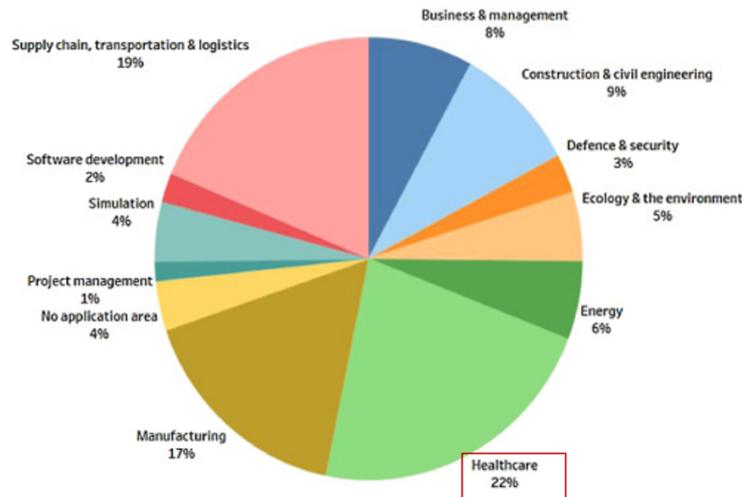


FIGURE 2.4 – Domaines d’applications de la simulation [Bra+19]

2.3.3.5 What if scenarios

Apporter des changements au SU tout en surmontant les contraintes structurelles, humaines, matérielles, financières et organisationnelles représente une décision d’envergure. Les gestionnaires veulent assurer un taux élevé de certitude quant aux actions d’améliorations à apporter.

Pour remédier à ces problèmes, la simulation a été largement utilisée pour surmonter la complexité dynamique et pour évaluer les performances des systèmes de santé, ce qui en fait un outil décisionnel stratégique et opérationnel [Maj+17]; [Gha+14]; [Gul+16]; [JEMC11]. En effet, le processus de simulation consiste à concevoir un modèle pour le système réel étudié et résoudre ses problèmes avec précision et fiabilité lors de la planification des décisions du type que se passerait-il si (“what-if” scénarios), sans avoir besoin d’altérer le système existant.

Dans ce contexte, la méthode des scénarios (what-if scénarios) est de plus en plus utilisée dans la littérature [Gha+16]; [RTS99]; [Zha+20] dont les objectifs principaux sont les suivants :

- Élaborer des scénarios pour comprendre comment le système pourrait évoluer face à des événements incertains.
- Améliorer la prise de décision à long terme.
- Évaluer la résilience du système en face de cas d’urgences et d’imprévus.
- Se préparer à la planification des scénarios probables et non probables.

Plusieurs recherches ont été menées sur la planification des ressources humaines et matériels (lits et boxes), le remplacement et la modification des processus et procédures du SU [ASS03]; [BVK16]; [RTS99].

Bedoya-Valencia et Kirac [BVK16] ont constaté, grâce à la simulation de différents scé-

narios, que la réorganisation des ressources des urgences réduirait de 14 % la durée moyenne d'attente des patients, de 16 % la durée moyenne de consultation d'un médecin ou d'un assistant médical, et permettrait de stabiliser l'utilisation des ressources entre 70 et 80 %.

Toutefois, pour prendre une décision globale, le décideur doit prendre en considération une combinaison de scénarios mentionnés et de critères qui peuvent entrer en conflit. Dans ce cas, les méthodes d'aide à la décision multicritères (ADMC) sont très pratiques pour aider les décideurs à choisir la meilleure décision.

2.3.4 Méthodes d'aide à la décision multicritères

L'ADMC est une branche majeure de la RO englobant l'ensemble des techniques et méthodes d'analyse multicritères permettant d'effectuer un choix entre plusieurs solutions pour répondre à un besoin de prise de décision (sélection, tri, rangement). Il s'agit donc d'un outil d'aide à la décision.

En 1973, Bernard Roy a distingué pour la première fois trois types de problématiques d'aide à la décision :

1. **Problématique du choix** : il s'agit d'identifier l'alternative qui optimise au mieux les différents critères, ou sous-ensemble d'alternatives (aussi réduit que possible) considérées comme les plus pertinentes. L'identification du meilleur candidat nécessite d'être capable de le comparer à tous les autres.
2. **Problématique du tri/sélection** : il s'agit d'affecter les solutions à des catégories prédéfinies selon leur valeur intrinsèque. L'affectation d'une solution à une catégorie se fait souvent en comparant la solution à un point de référence.
3. **Problématique du rangement** : il s'agit d'ordonner, au moins partiellement, les solutions selon leur mérite relatif. Dans un problème de rangement, on espère pouvoir comparer toute paire d'action de manière à obtenir un classement complet.

Auxquelles sont venues s'ajouter par la suite, la problématique de description qui consiste à identifier les caractéristiques principales des alternatives et à les décrire selon différents aspects.

Dans ce contexte, plusieurs méthodes d'ADMC ont été développées. Ces méthodes sont issues principalement des travaux des chercheurs Thomas L. Saaty et Bernard Roy. Elles se distinguent par l'objectif visé (sélection, rangement, tri, etc.) et la manière dont elles comparent les alternatives pour produire un résultat exploitable.

Parmi les méthodes d'ADMC, nous citons : AHP [Kha+14], TOPSIS [Yan+14], ELECTRE [Gul+16], PROMETHEE [JEMC11], VIKOR [Gha+16] qui sont largement utilisées et appliquées dans le domaine de santé afin de structurer la prise de décision. Selon Zheng et al [Zhe+12], dans certains problèmes de décision, on ne peut pas juger d'une méthode meilleure ou pire, mais on doit plutôt choisir la plus appropriée par rapport aux autres.

Aruldoss et al. [ALV13] proposent une revue des méthodes d'aide à la décision en les présentant par domaine d'application (banque, santé, industrie de l'automobile, éducation,

etc)

Talita Frazão et al. [Fra+18] présentent une revue de la littérature dans laquelle ils analysent les différentes méthodes d'ADMC et mettent l'accent sur leur application dans les systèmes de soins de santé.

2.3.4.1 Méthode VIKOR

L'une des méthodes d'ADMC les plus couramment utilisées est la méthode VIKOR introduite par Opricovic [Opr98]. Cette méthode se concentre sur le classement et la sélection des alternatives et sur la détermination de la solution appelée compromis qui se rapproche le plus de l'idéal en analysant les différentes portées et pondérations des critères.

Dans leur étude, et sur la base de 176 articles différents, Mardani et al. [Mar+16] ont exposé une revue exhaustive sur l'application de la méthode VIKOR dans plusieurs domaines. Ainsi, le nombre d'articles liés à la méthode VIKOR est passé d'un seul article en 2004 à 180 articles en 2015. Cependant, seulement 2,84 % de ces articles ont utilisé la technique VIKOR dans les domaines des soins de santé (Figure 2.5).

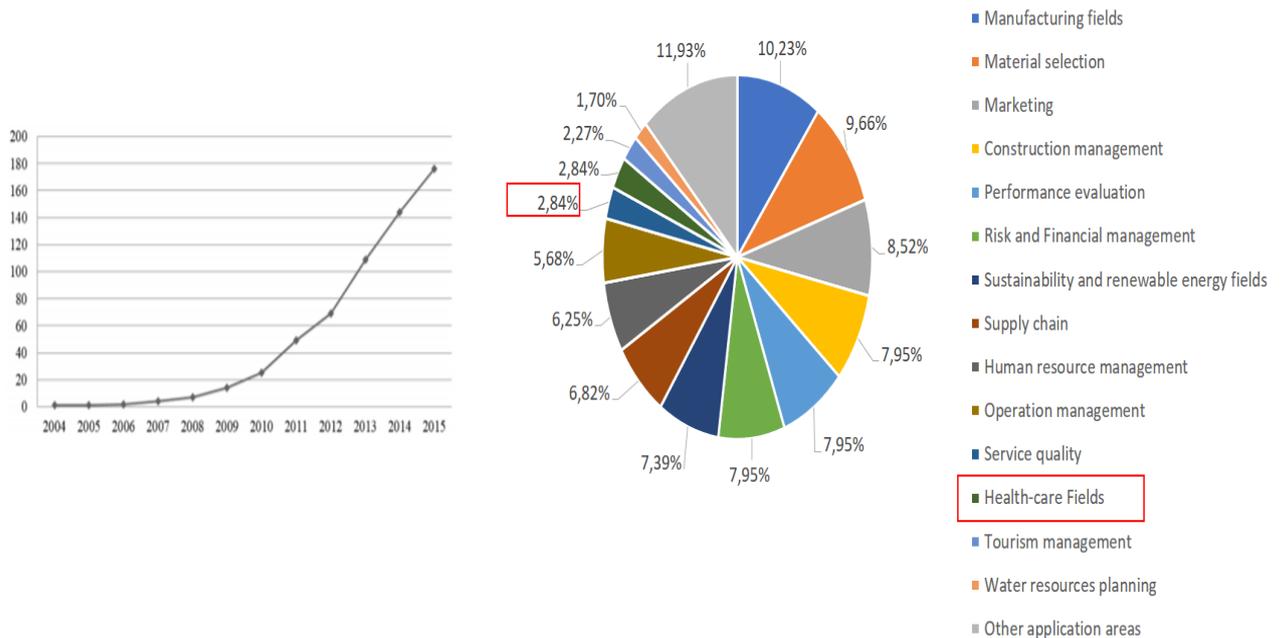


FIGURE 2.5 – Méthode VIKOR [Mar+16]

Différentes variantes sont apparues en même temps que l'utilisation réussie de la méthode VIKOR pour résoudre des problèmes complexes de prise de décision comme le VIKOR complet, le VIKOR flou, le VIKOR basé sur la théorie des regrets, le VIKOR modifié et le VIKOR à intervalles. Leur utilisation dépend du type de problème de décision et des exigences du décideur.

Bien que leurs applications sur différents scénarios de prise de décision et leurs caractéristiques et formulations mathématiques typiques, Chatterjee et Chakraborty [CC16] ont prouvé dans leur étude d'analyse comparative que pour tout problème de décision, la méthode originale VIKOR est la meilleure pour résoudre un problème sans compliquer inutilement les calculs mathématiques correspondants.

Il est également possible de combiner les méthodes d'ADMC avec d'autres méthodes. Dans [Gha+16], les auteurs utilisent une forme étendue de la méthode VIKOR et la méthode AHP (pour définir le poids des critères) pour évaluer et classer les scénarios en tenant compte de critères contradictoires. La mise en œuvre du premier scénario de la liste de classement permet la réduction de temps d'attente global des patients en phase aiguë serait d'environ 5%. Ainsi, ce scénario ne nécessite pas d'investissements supplémentaires.

2.3.5 Couplage de la simulation et l'optimisation

La simulation est particulièrement bien adaptée à l'étude des systèmes complexes. Cependant, avec des systèmes aussi complexes que les systèmes de santé, où il existe plusieurs paramètres en interaction, ce processus peut s'avérer ardu et long. Une démarche plus formelle peut conduire à une solution optimale plus rapidement. Le couplage de la simulation avec des méthodes d'optimisation mathématiques est alors bien adapté. Une approche d'optimisation basée sur la simulation comprend généralement un module d'optimisation qui a pour rôle de guider la direction de recherche des solutions et un module de simulation utilisé pour l'évaluation des performances des solutions candidates suggérées par le module d'optimisation [Din04].

La Figure 2.6 présente un processus générique de couplage de la simulation et l'optimisation. Ce dernier peut être défini comme étant le couplage d'un modèle de simulation avec une méthode d'optimisation pour tester plusieurs paramètres qui peuvent maximiser ou minimiser les performances du système étudié.

Dans un processus itératif, le module d'optimisation communique au module de simulation les valeurs des paramètres de décision afin d'évaluer les solutions avec ces paramètres proposés. Ensuite, les résultats de la simulation alimentent l'optimisation qui en retour réalise les différentes étapes de l'algorithme adopté et propose de nouveaux paramètres de décision à évaluer. Ces étapes se répètent jusqu'à la satisfaction d'un critère d'arrêt. La satisfaction de ce critère d'arrêt engendrera un résultat final qui peut être la solution optimale ou la meilleure solution trouvée du problème étudié.

2.3.6 Méthodes de prévisions

Récemment, les méthodes de prévision statistique sont de plus en plus utilisées pour résoudre les problèmes des systèmes de santé. Ces méthodes fournissent aux décideurs une vue sur l'activité prévue de leurs services, ce qui leur permet de planifier efficacement leurs processus et ressources et d'améliorer la qualité des services.

En effet, pour maximiser l'exploitation des ressources et répondre efficacement à la demande,

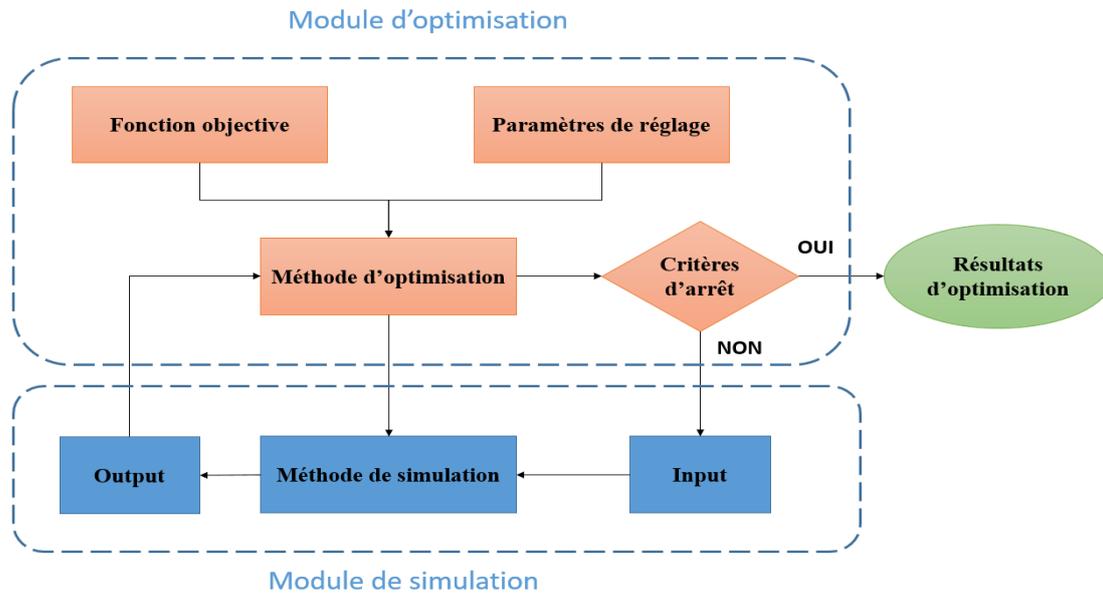


FIGURE 2.6 – Approche générale d’optimisation basée sur la simulation [NRR14]

le système de soins doit dans un premier temps comprendre la nature de la demande de soin. C’est cette information qui est à la base des mesures d’investissement et de planification que le système doit entreprendre.

Dans ce contexte, plusieurs travaux de recherches ont exploité les méthodes des prévisions pour prévoir : l’arrivée des patients [Afi+16b], les temps d’attente des patients [LPL14], les temps de prise en charge [Cha+17], le nombre des patients admis pour l’hospitalisation [BCFR17], etc.

Les méthodes de prévision se différencient en deux groupes :

- Les méthodes qualitatives qui sont basées essentiellement sur l’étude de données subjectives. Ainsi, les prévisions dépendent de l’opinion, la comparaison et le jugement. Parmi ces méthodes, on trouve la méthode de sondage d’opinion, la méthode de comparaison, la méthode de Delphes, etc.
- Les méthodes quantitatives reposent sur l’extrapolation de la demande dans le temps en se basant sur des données historiques. Parmi les méthodes qui ont été utilisées pour l’optimisation de systèmes de soins, nous citons : la méthode ARMA [Afi+16b], la méthode de régression linéaire [CKC14], la méthode de Holt-Winters [AS+15], etc.

2.4 Les systèmes d’aide à la décision pour les SU

Nous présentons dans cette section quelques systèmes d’aide à la décision qui ont été proposés dans la littérature et leurs utilisations dans les systèmes d’urgence. L’objectif recherché est principalement la prévision et l’optimisation des activités, s’appuyant sur la simulation.

En 2009, Ahmed et Alkhamis [AA09] proposent un couplage d'optimisation et de simulation pour une gestion opérationnelle du service des urgences dans un hôpital au Koweït. En utilisant leur système d'aide à la décision, l'hôpital est parvenu à augmenter de 28 % le nombre de patients tout en réduisant de 40 % le temps moyen d'attente des patients dans le service des urgences.

En 2009, Amodio et al. [Amo+09] utilisent le RdP temporisé pour la modélisation, l'évaluation des performances, et la gestion des ressources dans un SU cardiologique. En outre, ils estiment l'impact des variations du personnel médical et des installations de service sur les performances sélectionnées.

En 2009, Hoot et al. [Hoo+09] ont développé un outil de prévision (nommé ForecastED) avec la SED. Ce modèle fournit des prévisions potentiellement utiles sur diverses mesures d'encombrement des SU jusqu'aux prochaines huit heures. Cela pourrait permettre de mettre en place de nouvelles stratégies proactives pour faire face au problème d'encombrement.

En 2012, Cabrera et al. [Cab+12] ont présenté un système d'aide à la décision basé sur la simulation à base d'agents pour l'exploitation des services d'urgence pour un hôpital en Espagne. L'optimisation est effectuée pour améliorer la configuration du SU en réduisant le nombre de médecins, d'infirmiers et de personnel d'accueil, et minimiser le temps total de séjour des patients. En 2014, Lin et al. [LPL14] ont développé un modèle avec deux files d'attente connectées : une file d'attente en amont pour le flux de patients pour accéder au SU et une file d'attente en aval pour le flux de patients pour accéder à l'unité d'hospitalisation. Sur la base de ce modèle de flux de patients, les auteurs ont utilisé la théorie des files d'attente pour estimer le temps moyen d'attente des patients. Ce modèle a été utilisé aussi pour l'estimation du nombre de ressources nécessaires dans les urgences et les unités de soins intensifs. Ce modèle est utilisé comme outil d'aide à la décision pour l'allocation des ressources des SU et des soins intensifs dans un hôpital, ainsi que la prévision du temps d'attente.

En 2015, Ghanes et al. [Gha+14] ont utilisé une optimisation par simulation des niveaux de personnel dans un service d'urgence de l'hôpital urbain français Saint Camille. L'objectif était de minimiser le temps de prise en charge, en intégrant les contraintes budgétaires et une contrainte garantissant que les incidents les plus graves verront un médecin dans un délai déterminé.

En 2015, El-Rifai et al. [Oma+15] ont proposé un MILP (Mixed Integer Linear Program) stochastique résolu par la méthode SAA (Sample Average Approximation) pour planifier les médecins et les infirmières du SU du centre hospitalier de Lille en France. Les auteurs ont pris en considération la nature stochastique des arrivées des patients et des temps de service. L'objectif est la minimisation du temps d'attente total prévu pour les patients. Ensuite, un modèle de SED a été utilisé pour évaluer les résultats de planification. Dans ce travail, seulement trois files d'attente sont considérées : deux files pour les consultations (patients avant et après avoir subi des examens complémentaires) assurées par les médecins et une troisième file assurée par les infirmières pour le traitement des patients.

En 2016, Gul et al. [Gul+16] ont proposé un système d'aide basé sur la simulation pour

évaluer les performances d'un hôpital placé dans l'est de la Turquie. Les auteurs utilisent la simulation avec deux méthodes d'ADMC : AHP floue et ELECTRE pour évaluer différentes stratégies. Ils ont prouvé l'efficacité de ces méthodes pour aider les gestionnaires à trouver le meilleur scénario en tenant compte du nombre d'infirmières et de médecins.

En 2018, en se basant sur la méthode proposée par El-Rifai et al. [Oma+15], Daldoul et al. [Dal+18] ont utilisé une MILP stochastique résolue par SAA pour optimiser l'organisation des ressources humaines (médecins et infirmières) et matérielles (lits) aux urgences de l'hôpital public tunisien de La-Rabta. Les auteurs visent à minimiser le temps d'attente du patient, sous l'incertitude du nombre d'arrivées et du temps des services. Contrairement à El-Rifai et al. [2], Daldoul et al. considèrent l'ensemble du processus du SU depuis le triage des patients jusqu'à l'affectation aux lits.

Dans les deux études de cas [Oma+15] et [Dal+18], les résultats numériques ont prouvé que le temps d'attente du patient peut être réduit en optimisant le nombre de ressources humaines et matérielles.

En 2018, Wang et al. [WTS18] ont proposé un système d'aide basé sur la simulation pour déterminer le nombre optimal des ressources (Médecins, lits) afin de minimiser le temps de prise en charge des patients et de coûts dus à l'acquisition inutile de ressources. Le modèle de simulation est basé sur les RdPS.

Récemment, en avril 2019, Zhang et al. [Zha+20] ont développé un modèle d'optimisation basé sur la simulation qui aide les hôpitaux à prendre des décisions concernant l'affectation des patients aux services de médecins et aux unités cliniques. Ils ont utilisé le modèle de SED pour évaluer divers scénarios d'affectation lorsque les ressources primaires ne sont pas disponibles. Ensuite, ces scénarios sont évalués et optimisés avec une heuristique en tenant compte des bénéfices attendus de l'hôpital et des médecins, de la qualité des soins et du temps d'attente des patients.

Medeiros et al. (2019) [BM+19] ont utilisé le modèle de SED comme un système d'aide à la décision pour évaluer plusieurs scénarios de correction dans le SU. Ils ont conclu que la plus grande réduction de la durée de séjour aux urgences provenait de l'ajout du premier lit dans l'unité des services d'urgence psychiatrique (soit un total de 7 lits), ce qui a réduit la durée de séjour de 0,4 heures en moyenne, puisque chaque lit ajouté ne réduisait la durée de séjour à l'urgence que de 0,2 heures en moyenne.

Les modèles traités dans cette section sont résumés dans le Tableau 2.1. Pour chaque modèle nous indiquons :

- 1- Le type de problème traité : dimensionnement, planification, prévision.
- 2- Le modèle de simulation (et le nom de logiciel de simulation s'il existe).
- 3- Le type de méthode d'optimisation : méthode exacte ou approchée, méthode de scénario (en indiquant le nombre de scénarios testés et la méthode d'ADMC utilisés pour l'analyse des scénarios, si elle existe) ou méthode de prévision (Simulation, LES (Lissage exponentiel simple), LED (Lissage exponentiel double), MM (Moyenne mobile)).
- 4- L'objectif de l'optimisation.

Références	Types du problème			Modèle de simulation	Méthode d'optimisation			Objectives	
	Dimensionnement	Planification	Prévision		Méthode exacte/approchée	Couplage simulation-optimisation	What-if scénarios		Méthode de prévision
Ahmed et Alkhamis (2009)	x			SED (ARENA)	Modèle mathématique + SED	x		<ul style="list-style-type: none"> - Maximisation de flux de patients - Minimisation de temps d'attente - Dimensionnement des médecins, infirmiers, techniciens de laboratoires. 	
Amodio et al. (2009)	x			RdP			X	<ul style="list-style-type: none"> - Minimisation du nombre des patients en attente d'un examen d'échodoppler. - Dimensionnement des médecins, des appareils d'échodoppler et des lits. 	
Hoot et al. (2009)			x					SED	<ul style="list-style-type: none"> - Prévion du flux des patients dans les prochaines 8 h.
Carbera et al. (2012)	x			Simulation à base d'agent		Simulation A base d'agent + recherche exhaustive			<ul style="list-style-type: none"> - Dimensionnement des ressources (médecins, infirmiers, agent d'accueil). - Minimisation du temps total de séjour des patients.
Lin et al. (2014)	x		x	File d'attente				File d'attente	<ul style="list-style-type: none"> - Prévion du temps moyen d'attente de patients - Dimensionnement des ressources.
El-Rifaï et al. (2014)		x			MILP stochastique				<ul style="list-style-type: none"> - Planification des médecins et infirmiers. - Minimisation du temps d'attente.
Ghanea et al. (2015)	x			SED (Arena)			X (9 scénarios)		<ul style="list-style-type: none"> - Minimisation du temps de prise en charge - Optimisation du nombre de ressources sous contrainte budgétaire
Gul et al. (2016)	x			SED			X (AHP floue + Electre)		<ul style="list-style-type: none"> - Optimisation du nombre de médecins et infirmiers.
Wang et al. (2018)	x			RdP			X		<ul style="list-style-type: none"> - Minimisation de temps de prise en charge. - Minimisation des coûts. - Dimensionnement des médecins et des lits.
Daldoul et al. (2018)		x			MILP stochastique				<ul style="list-style-type: none"> - Planification des médecins, infirmiers et lits. - Minimisation du temps d'attente.
Zhang et al. (2019)		x		SED		SED + heuristique	X		<ul style="list-style-type: none"> - Affectation des patients aux services de médecins et aux unités cliniques.
Medeiros et al. (2019)	X			SED			X		<ul style="list-style-type: none"> - Dimensionnement des lits - Minimisation du temps de prise en charge - Minimisation de temps d'attente.
Travail présent	X	X	X	- SED - RdP	MILP stochastique	SED+ Algorithme génétique	X - Plus de 164 scénarios - VIKOR	RdP, LES, LED, MM	<ul style="list-style-type: none"> - Minimisation des coûts. - Dimensionnement et planifications des médecins, infirmiers, aides-soignants, lits. - Estimation de la charge de travail. - Prévisions de temps d'attente en temps réel.

TABLE 2.1 – Classification des problématiques traitées dans le contexte des services d'urgence

2.5 Positionnement méthodologique

La qualité du service des urgences, exprimée par le temps d'attente et la durée de séjour, est liée de manière significative à la demande des patients. L'augmentation de l'arrivée des patients peut entraîner une attente prolongée et une saturation. Afin d'améliorer les processus des urgences, un meilleur équilibre entre les ressources des urgences (médecins, internes, infirmières, aides-soignants, lits, etc.) et la demande (arrivée des patients) est nécessaire. Une prévision précise de la demande des patients dans les SU peut avoir des conséquences sur les politiques de gestion du personnel à court et à long terme, de sorte que les SU puissent être mieux préparés aux variations de la demande à venir.

Dans ce contexte, un outil de prévisions des arrivées de patients a été développé et mis en place dans le SU du CHT. C'est le fruit des travaux de recherche du Dr Mohamed Afilal qui s'inscrit dans le cadre de la première collaboration entre l'UTT et le CHT. La performance des modèles de prévision permet ainsi d'estimer les ressources nécessaires pour accueillir le flux de patients attendu. Pour ce faire, l'objectif principal de cette thèse est de développer un système d'aide à la décision capable d'établir à la fois le dimensionnement et la planification des ressources dans le SU. Cette optimisation des ressources à la fois humaines et matérielles sera un facteur important dans l'estimation du temps moyen d'attente au SU pour un patient.

Dans cette thèse, nos travaux se concentrent essentiellement sur deux problématiques qui sont le dimensionnement et la planification des ressources humaines et matérielles, et la prévision des temps d'attente des patients.

- Le problème de planification des ressources est un problème assez complexe en raison du grand nombre de solutions possibles. De ce fait, prendre les bonnes décisions s'avère être une tâche ardue. Trois critères intéressent les gestionnaires du SU : le temps d'attente, le temps de prise en charge et le coût. Pour cela, nous avons choisi de résoudre d'abord le problème en monocritère.

Pour résoudre ce problème, nous proposons dans un premier temps une approche générique basée sur un MILP stochastique résolue par la technique SAA. Il s'agit du dimensionnement et de la planification des ressources humaines (médecins, internes, infirmiers, aides-soignants) et matérielles (les lits) au sein des structures d'urgence, en prenant en considération les aléas liés à l'arrivée des patients et le temps de service associé à chaque activité du SU (tri, consultation générale (circuit court et circuit long), examens complémentaires et l'affectation à un lit). Nous sommes inspirés de la méthode proposée par Daldoul et al. [Dal+18] qui traite la même problématique d'optimisation des ressources dans un SU. Toutefois, la contribution de ce travail par rapport à ces travaux consiste essentiellement à considérer tout le processus d'un service d'urgence, toutes les ressources humaines et matérielles. Aussi, nous avons introduit les prévisions des arrivées des patients comme données d'entrée dans le modèle, ce qui permettra de proposer une planification journalière des ressources.

Dans un deuxième temps, nous avons développé une approche qui porte sur le couplage de la simulation et l'optimisation afin de minimiser le temps de calcul assez élevé avec la méthode exacte. Nous avons choisi de coupler un modèle de SED (développé avec le logiciel

de simulation ARENA) et un algorithme génétique. Ce dernier a fait preuve d'efficacité dans plusieurs travaux de recherches qui s'intéressent au dimensionnement et à la planification des ressources humaines en général et en SU en particulier [You+18]; [YL07]; [Rol+10]. En plus, à travers l'AG on peut parfaitement représenter la solution via le codage matriciel, qui est adapté pour représenter la disponibilité du personnel dans différentes tranches horaires de la journée.

Nous avons développé le modèle de SED pour des études spécifiques. En effet, plusieurs facteurs agissent sur les performances du SU. Il est donc parfois pertinent d'évaluer l'impact de ces facteurs en testant différents scénarios possibles de changement des règles de pilotage.

D'autre part, la structure de ces deux méthodes est figée et non modifiable. C'est-à-dire que les variables de décisions sont les mêmes, ce sont les ressources que nous positionnons sur des intervalles de temps sur lesquels il est possible d'augmenter ou diminuer l'effectif. D'où un espace de solutions restreint.

Cependant, dans le contexte réel, les décideurs du SU veulent tester d'autres scénarios bien précis. Plusieurs scénarios ont été proposés par les décideurs à travers des questions, comme par exemple : Quel sera le gain en temps moyen d'attente et en temps de prise en charge si j'ajoute des ressources humaines pendant des créneaux d'une heure, 2 heures, 12 heures... ? Quel est l'impact sur ces performances si le circuit court ferme de 22h à 8h ? etc.

Suite à ces propositions, nous avons pensé à une troisième méthode : la méthode de what-if scénarios. Il s'agit de lancer à nouveau le modèle de simulation en faisant varier quelques paramètres et évaluer leurs impacts sur les performances des systèmes étudiés. Avec cette méthode, nous avons changé la structure et certaines variables de décision, nous avons augmenté l'espace de solutions, et nous avons exploité des scénarios qui ne pouvaient pas être testés avec les 2 autres méthodes.

Le problème a été étudié en multicritère, dont l'objectif est la minimisation du temps moyen d'attente, du temps moyen de prise en charge et du coût d'ajout des ressources supplémentaires. 164 scénarios ont été évalués par le biais de la simulation, d'où un nouveau benchmark qui n'existe pas dans la littérature.

Pour analyser et classer ces scénarios, nous avons utilisé la méthode d'analyse multicritères VIKOR. Le choix de cette méthode est effectué pour son appartenance à la famille des méthodes d'ADMC qui traitent les problèmes de classement/rangement. Cette méthode est centrée sur le classement et la sélection d'un ensemble d'alternatives dans la présence de critères contradictoires. La décision finale, appelée « solution compromis », est prise en choisissant le scénario ayant une utilité maximale (la meilleure alternative sur tous les critères) et un regret individuel minimal (celle qui dégrade tous les critères). Ainsi, cette méthode a prouvé son efficacité dans plusieurs problèmes de décision appliqués dans le domaine de la santé [ZLY13]; [Gha+16]; [Cha14].

- Dans la deuxième partie, nous traitons le problème de prévision du temps d'attente des patients. À cette fin, une étude comparative est effectuée pour comparer les méthodes de

prévision analytiques à une approche basée sur le modèle de simulation avec les réseaux de Petri. Ces méthodes sont utilisées à la fois pour prédire le temps d'attente moyen par heure et le temps d'attente pour chaque patient. L'estimation permettra de renforcer le confort des patients en réduisant leur stress et en améliorant les flux de passage.

Le choix de ce type de modèle de simulation RdP est effectué pour la clarté de sa représentation graphique, pour la puissance des outils mathématiques associés et pour l'aptitude à modéliser les phénomènes aléatoires qui interviennent dans l'évolution de ces systèmes.

Quelques travaux dans la littérature ont traité le sujet de prévision des temps d'attente des patients, mais l'utilisation d'un modèle RdP comme outil de gestion et prédiction de temps d'attente n'existe pas dans la littérature.

2.6 Conclusion

A travers l'état de l'art, nous avons donné un aperçu sur les problématiques d'optimisation des SU traités dans la littérature. Ensuite, nous avons situé nos travaux de recherche par rapport à la littérature, qui portent essentiellement sur la planification et le dimensionnement des ressources humaines et matérielles et la prévision des temps d'attente. Nous présenterons dans les chapitres suivants nos contributions, de façon détaillée, dans le cadre de cette thèse.

Le Tableau 2.2 récapitule le problème étudié dans chaque chapitre, les objectifs, les méthodes de résolution, ainsi que les publications associées à chaque problématique étudiée.

Chapitre	Problème traité	Objectifs	Méthodes	Publications
Chapitre 3	Modélisation du SU du CHT	Simulation et évaluation des performances	<ul style="list-style-type: none"> - SED (ARENA) - RdPS (Python) - MILP stochastique 	Conférence internationale MEDINFO2019 [Cho+19b]
Chapitre 4	Dimensionnement et planification des ressources	<ul style="list-style-type: none"> - Estimation de la capacité de la charge de travail. - Minimisation du temps d'attente, du temps de prise en charge et du coût. 	<ul style="list-style-type: none"> - Couplage de modèle de SED et l'algorithme génétique. - Méthode des scénarios - Simulation avec le RdP 	<ul style="list-style-type: none"> - Conférence internationale MOSIM2020 [Cho+20] - Revue d'épidémiologie [Cho+19a] - Journal Applied science (soumis)
Chapitre 5	Prévision des temps d'attente	<ul style="list-style-type: none"> - Prévisions de temps d'attente des patients en temps réel avant examen médical 	<ul style="list-style-type: none"> - Nouveau concept de simulation 	<ul style="list-style-type: none"> - Conférence internationale ACIDS2021 [Cho+21]

TABLE 2.2 – Contributions scientifiques réalisées

Modélisation et évaluation des performances

Sommaire

3.1	Introduction	45
3.2	Positionnement	47
3.3	Mise en œuvre d'un modèle de simulation à événements discrets	48
3.3.1	Modélisation du service d'urgence du CHT	48
3.3.2	Préparation et analyse des données	55
3.3.3	Modélisation des données d'entrée	61
3.3.4	Développement	63
3.3.5	Test et validation du modèle	64
3.3.6	Synthèse	67
3.4	Modèle de simulation avec RdP	67
3.4.1	Notions de base	68
3.4.2	Algorithme de simulation d'un RdP temporisé	71
3.4.3	Modélisation du service d'urgence du CHT avec le RdP	71
3.4.4	Modélisation des données d'entrée	76
3.4.5	Test et validation du modèle	76
3.5	Conclusion	76

3.1 Introduction

La gestion efficace du SU est devenue une nécessité importante au cours des dernières décennies. En effet, l'afflux de patients et leurs demandes croissantes ont saturé la capacité des SU. Face à cette situation, les gestionnaires du SU ont besoin d'un outil approprié d'aide à la décision qui permet d'envisager l'optimisation de l'allocation et la planification des ressources qui garantissent la qualité des soins.

Néanmoins, la diversité et la complexité croissante des services de soins, le désir d'une meilleure configuration des différents processus de flux du patient et la poursuite d'objectifs multiples (minimisation du temps d'attente, minimisation du temps de prise en charge, minimisation du coût, maximisation du niveau de service et du profit, etc.) rendent l'étude des flux des patients aux urgences une tâche complexe.

De ce fait, il est devenu nécessaire d'utiliser des méthodes et des outils efficaces de modélisation et d'analyse des performances pour comprendre le fonctionnement et les caractéristiques du système et de prévoir ses réactions face aux différents changements auxquels il est confronté.

Dans ce contexte, la simulation est devenue un outil de prise de décision efficace, permettant aux décideurs d'appréhender le comportement du système selon des métriques et des données différentes (arrivées des patients, temps opératoires des services, coûts, etc.), comparer des configurations envisageables pour le système à concevoir ou à faire évoluer, évaluer différentes stratégies de pilotage, évaluer et optimiser des performances.

La simulation repose sur trois principaux éléments qui sont : le système, le modèle et les résultats. Dès que les objectifs de l'étude sont définis et les hypothèses et les données sont à disposition, la réalisation du modèle de simulation peut commencer. Ce modèle, qui a pour objet la représentation de la dynamique du système, permettra d'obtenir des résultats numériques. Ces résultats sont utilisés pour guider le processus de décision concernant le système et donc pour agir sur celui-ci. La figure 3.1 illustre le processus général de simulation.

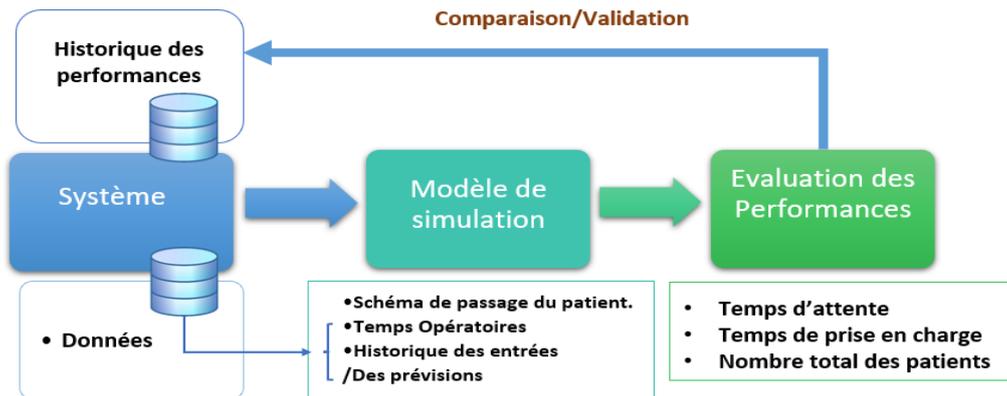


FIGURE 3.1 – Processus global de la simulation

Nous présentons dans ce chapitre les études spécifiques concernant la simulation du SU du CHT. Ainsi, avant de passer à l'axe optimisation du SU et de prévision de temps d'attente des patients, il s'avère nécessaire de développer un outil pour évaluer les performances de notre système (temps d'attente, temps de prise en charge, etc.). Pour ce faire :

- Nous exposons dans un premier temps notre démarche de SED sous le logiciel ARENA. Les prévisions d'arrivées journalières des patients sont prises en compte dans ce modèle [Afi+16b]. Ce modèle servira comme un outil d'aide à la décision, à travers lequel on peut évaluer rapidement et sans changement de la structure, les performances du système (temps moyen d'attente et temps de prise en charge des patients), et ainsi sélectionner et prioriser les actions d'améliorations à appliquer.

- Dans un deuxième temps, nous présentons notre démarche de simulation avec le RdP.

En effet, les RdPs sont des outils analytiques et graphiques adaptés pour modéliser les processus asynchrones et concurrents présents dans plusieurs systèmes y compris le SU.

Le choix d'un deuxième modèle de simulation avec les RdP est dû au besoin d'un simulateur très flexible. L'objectif est d'avoir notre propre simulateur qui servira comme outil d'évaluation des performances et de prévision des temps d'attente pour les services d'urgence. Ainsi, l'utilisation d'un modèle RdP comme outil de gestion et prédiction de temps d'attente n'existe pas dans la littérature.

Pour développer ces deux modèles de simulation, nous avons suivi les étapes de réalisation d'un modèle de simulation présentées dans la section 2.3.3.3 du chapitre 2.

3.2 Positionnement

Les systèmes à événements discrets constituent une classe très vaste de systèmes complexes et dynamiques, comprenant notamment les systèmes de santé. Afin de les maîtriser, ces systèmes nécessitent d'être modélisés pour les simuler par la suite. Dans ce contexte, l'utilisation de la simulation par les gestionnaires est en pleine croissance. L'objectif est d'évaluer leurs systèmes et de tester différents scénarios d'amélioration et d'observer les conséquences.

- Parmi les différents types de simulation, nous nous intéressons dans un premier temps à la SED qui permet d'étudier et d'analyser des systèmes complexes soumis à des modifications à des instants précis et de manière discontinue. Ainsi, le SU peut être décrit comme un système à événements discrets dont la dynamique dépend de l'interaction d'événements discrets avec un degré élevé de simultanéité et de parallélisme. ([GP07]; [KS07]). Rappelons que cette technique a été utilisée dans un nombre important de travaux comme ceux de Ghanes et al. [Gha+14], Zhang et al. [Zha+20], Ahmed et Alkhamis [AA09].

Ce premier modèle de simulation a été développé avec le logiciel de simulation ARENA. En effet, dans une étude récente de revue de littérature, Yousefi et al. [YYF20] affirment que le logiciel de simulation ARENA est le plus utilisé. Aujourd'hui, il est commercialisé par Rockwell Automation. Sa structure est une application faisant appel au langage SIMAN qui fait son interfaçage graphique. Il permet de répondre à la simulation et à l'optimisation des processus et des flux industriels en proposant plusieurs fonctions de modélisation, ainsi que la possibilité de couplage avec d'autres outils tels qu'Excel, Word, etc. ou avec des fonctions programmées en vue de répondre aux objectifs d'optimisation.

- Dans un deuxième temps, nous choisissons le RdP pour développer notre propre simulateur qui servira comme outil de gestion et de prévision de temps d'attente des patients en temps réel. Les RdP sont des outils de modélisation et d'évaluation de performances très performants pour lesquels il existe un grand nombre de résultats théoriques ainsi que des outils de simulation [Amo+09]. Le succès des RdPs est du en particulier à leur support à la fois graphique et mathématique performant, aussi bien pour l'analyse et l'évaluation analytique que pour la simulation du système étudié.

Les RdP sont beaucoup exploités pour l'étude des systèmes complexes de santé. Cepen-

dant, peu de travaux se sont intéressés à la modélisation des SU, ainsi qu'à la modélisation du flux complet de passage de patients dans le SU. Dans ce contexte, nous avons modélisé le flux complet de passage des patients dans le SU du CHT, dès leur arrivée, en passant par les examens complémentaires, jusqu'à leur sortie ou leur hospitalisation.

Nous présentons dans le Tableau 3.1 le positionnement de notre travail de simulation par rapport aux travaux présentés dans la section 2.4 du chapitre 2. Ces travaux ont recours à la simulation pour développer des outils d'aide à la décision visant à optimiser les SU.

3.3 Mise en œuvre d'un modèle de simulation à événements discrets

Nous présentons dans cette section les différentes étapes de réalisation et de validation de notre premier modèle de SED. Nous commençons par la modélisation des flux de passage des patients et les principaux processus qui sont intégrés. Ensuite, nous présentons les différentes étapes de préparation et d'analyse des données d'entrée et de sortie (indicateurs de performance) de simulation. Enfin, nous terminons par la partie tests et validation du modèle.

Nous utilisons le modèle de SED sous le logiciel ARENA. Ce dernier permet de prendre en considération le plus possible de caractéristiques du système étudié. Ainsi, il servira d'outil d'aide à la décision, à travers la simulation des différentes configurations et scénarios basés sur l'évaluation des performances et l'optimisation empirique.

3.3.1 Modélisation du service d'urgence du CHT

L'établissement de la cartographie des processus du système étudié est la première étape de la modélisation du fonctionnement de ce système pour aboutir à sa simulation. C'est à partir de ces cartographies qu'un modèle de simulation a été construit décrivant les différentes étapes des soins aux urgences.

3.3.1.1 Les secteurs de soins

Ouvert 7j/7j 24h/24h, le SU du CHT reçoit toute personne en attente de soins, se présentant soit dans une ambulance du SMUR ou de la protection civile, soit spontanément par ses propres moyens (voiture, taxi). Le SU du CHT est composé principalement de cinq zones de soins :

- **Une zone d'accueil et d'orientation** (ou zone d'accueil et de triage) sous la responsabilité organisationnelle de l'agent administratif et l'infirmière organisatrice d'accueil. C'est la zone du premier contact du patient avec le personnel du SU et qui permet au patient de s'enregistrer, d'évaluer son état de santé et de s'orienter à la structure adéquate. Elle est composée d'une salle d'attente et d'un box de tri.

	Alkhamis et al. (2009)	Amodio et al. (2009)	Ghanes et al. (2014)	Wang et al. (2018)	Zhang et al. (2019)	Travail présent
Modèle	SED (ARENA)	RdP	SED (ARENA)	RdP	SED (ARENA)	- SED (ARENA) - RdP
Service	SU	SU de cardiologie	SU	SU	SU	SU (circuit court / circuit long)
Processus d'arrivées	Dépend des heures de la journée	Indépendant - processus stochastique	Dépend du jour de la semaine et des heures de la journée	Indépendant - processus stochastique	Dépend du jour de la semaine	- Dépend du jour de la semaine et des heures de la journée. - Prévisions - Arrivée en temps réel.
Catégorie des patients	OUI	NON	OUI	NON	OUI	OUI
Ressources inclus	Réceptionnistes Médecins Infirmiers Boxes	Médecins Lits Appareils d'échodoppler	Médecins Infirmiers Boxes Lits	Réceptionnistes Médecins Infirmiers Boxes Lits	Médecins Infirmiers Boxes Lits	Réceptionnistes Médecins Infirmiers Aide-soignant boxes
Temps de déplacement	NON	NON	OUI (pour les patients)	NON	OUI (pour les patients)	OUI (pour les infirmiers)
Examens complémentaires	OUI	OUI	OUI	OUI	OUI	OUI
Objectifs d'étude	Dimensionnement des ressources.	Dimensionnement des ressources.	Dimensionnement des ressources.	Dimensionnement des ressources.	Planification des ressources.	- Dimensionnement et planification des ressources. - Simulation en temps réel - Service au patient - Information online

TABLE 3.1 – Positionnement des travaux de modélisation et d'évaluation des performances

- **Un circuit court** : dont la durée prévisible de prise en charge après contact médical est inférieur à 1 heure au sein duquel est organisé un circuit pédiatrique, gynécologique et psychiatrique. Ce circuit est composé de 6 boxes de consultation, 4 box de consultation pédiatrie, 2 boxes de consultation psychiatrique, 1 box de consultation gynécologie. 2 zones post soins dont une est pour le post soins pédiatrie.

- **Un circuit long** : Un circuit long accueillant les patients dont la durée prévisible de prise en charge après contact médical est supérieure à 3 heures. Ce circuit est composé de 14 boxes de consultation et une zone de post soins.

- **Une unité d'hospitalisation de courte durée (UHCD)**, où la durée moyenne de séjour ne doit pas excéder 48 h. Par la suite, le patient est transféré au plus vite dans le service spécialisé requis ou il retourne à domicile si son état est stable.

- **Une salle d'accueil des urgences vitales (SAUV)** : c'est la zone de déchoquage des patients arrivés par le SMUR ainsi que ceux en détresse avérée.

3.3.1.2 Les acteurs

Tous les types de personnel médical et paramédical sont pris en considération et modélisés dans notre modèle de simulation. Ainsi, pour assurer ses missions, le SU du CHT dispose des ressources suivantes :

- **Agent administratif** : Il enregistre les coordonnées des patients et signale leurs présences à l'infirmière Organisatrice de l'Accueil (IOA).

- **L'infirmier** : L'IOA recueille d'abord les informations sur le traitement médical, les antécédents et le motif de venue du patient pour préparer son dossier médical. Par la suite, il évalue son état de santé et l'oriente vers la filière adaptée à son état en termes de délai et de type de soins. Il y a aussi les infirmiers qui sont présents dans les circuits court et long. Les infirmiers sont présents également dans les SAUV qui prennent en charge les patients en détresse vitale.

- **Aide-soignant** : Il collabore avec l'infirmier et sous sa responsabilité, il contribue à l'aide des pratiques de soins. Il a pour rôle d'observer l'état des patients en attente, et d'assurer les soins d'hygiène et de confort tels que la toilette, le repas, la préparation et l'entretien des salles et du matériel, réfection des lits, accueil, installation et transfert des patients, etc.

- **Médecin et Interne** : Le médecin et l'interne réalisent la prise en charge médicale. Ils ont pour rôle d'approfondir l'évaluation de l'état de santé du patient, demander si nécessaire des examens complémentaires (examens biologiques par prise de sang, examens radiologiques, consultation de spécialistes, etc.), et appliquer les soins nécessaires à son état de santé et à sa surveillance. Au terme de l'évaluation médicale et des soins dispensés, le médecin décide l'hospitalisation ou le retour du patient à domicile.

3.3.1.3 Classification des états patients

Le triage ou la classification des patients, en tant que processus de stratification des priorités de prise en charge médicale des patients admis aux urgences, est très important. Le triage permet d'assurer la meilleure qualité des services au niveau opérationnel, aux soignants comme aux patients. En effet, les mêmes classifications sont utilisées partout dans les services des urgences en France :

- **Classification Clinique des Malades aux Urgences (CCMU)** : cette classification est élaborée par l'Association pour la Recherche aux Urgences (ARU). Elle subdivise les patients en 5 classes de gravité selon l'état du patient, leur degré de gravité et les actes réalisés.

- **Groupe d'Étude Multicentrique des Services d'Accueil (GEMSA)** : cette classification est validée par la Commission de Médecine d'Urgence de la Société de Réanimation de Langue Française. Elle classe les patients en 6 groupes selon le mode d'admission et le mode de sortie du patient après son passage dans le SU (hospitalisation \ ou le retour à domicile).

En fonction de l'état et des symptômes du patient, il existe huit niveaux d'acuité du patient au SU du CHT. Cette nouvelle classification nommée EP (abréviation de État Patient) a été proposée par Afilal et al.[Afi+16a] dans son travail de thèse en 2016. L'objectif est de regrouper les catégories CCMU et GEMSA en une seule catégorie, et ainsi réduire le nombre d'états possibles d'un patient dans le SU à un nombre pratique de catégories ayant une description significative au regard de son passage dans le service. Nous présentons la description de ces 8 États Patients dans le Tableau 3.2.

TABLE 3.2 – Descriptif de la classification EP des patients au SU du CHT [Afi+16a]

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 a 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

3.3.1.4 Sélection des classes EP à simuler : Méthode ABC

Avant la simulation, il est nécessaire de bien cibler les catégories des patients qui composent l'entité principale du modèle et pour lesquels le gestionnaire veut optimiser le flux. Afin de répondre à cet objectif, plusieurs méthodes de classification existent, la plus connue est la méthode ABC (également connue comme la méthode de Pareto). En fonction d'un critère choisi, le principe de cette méthode consiste à différencier les éléments en trois classes (A, B ou C). Le critère choisi détermine l'importance de chaque élément pour l'étude. En règle

générale, les classes correspondent aux pourcentages suivants [Yal+12] :

- Classe A : Élément en petit nombre (10-20%) représentant un fort pourcentage du critère (70-80%).
- Classe B : Élément en nombre moyen (20-40%) représentant une valeur moyenne du critère (15-28%).
- Classe C : Élément en grand nombre (40-60%) représentant une valeur faible du critère (2-5%).

Le ratio de discrimination noté (RD) est calculé pour déterminer le pourcentage de chaque classe de la classification ABC. En fonction de sa valeur, le pourcentage des classes A, B et C est ensuite déduit. (Veuillez-vous référer à [Yal+12] pour plus de détails sur cette méthode).

Dans notre étude, nous avons choisi l'occurrence de chaque catégorie de EP comme critère de classification. L'objectif est de concentrer notre attention sur les catégories de patients qui sont les plus fréquentes au SU. Nous avons récupéré les données historiques sur les arrivées au SU du 01/01/2017 au 31/12/2017. Les résultats de la classification ABC des catégories EP sont présentés dans le Tableau 3.3.

Le pourcentage de chaque classe a été déduit du RD calculé comme indiqué dans la Figure 3.2. Dans ce cas, le RD est égal à 81% ce qui implique que le pourcentage de chaque classe est : 20% pour la classe A, 20% pour la classe B et 60% pour la classe C.

La classification ABC montre que les catégories EP1 et EP3 ont le plus d'impact sur le flux de passage des patients dans le SU. Ceci est justifié par l'appartenance de ces deux catégories à la classe A de la classification ABC. Cependant, nous avons remarqué au niveau de la BD que parfois il y a confusion entre les catégories EP1 et EP2 qui se ressemblent (les cas légers) et les catégories EP3 et EP4 (les cas graves). C'est pour cette raison que nous avons choisi de simuler la catégorie EP1 liés avec la catégorie EP2, et la catégorie EP3 liée avec la catégorie EP4.

La catégorie EPX ne peut pas être simulée car elle représente les patients ayant des champs non spécifiés de CCMU et GEMSA. Ceci sera expliqué dans la section 3.3.2.2 d'analyse des données.

TABLE 3.3 – Analyse ABC des catégories EP des patients

EP	Occurence	Fréquence	Fréquence cumulée	Classe
EP1	44341	72,07%	72,07%	A
EP3	11316	18,39%	90,47%	A
EP4	2357	3,83%	94,30%	B
EPX	2352	3,82%	98,12%	B
EP2	538	0,87%	98,99%	C
EP5	356	0,58%	99,57%	C
EP6	257	0,42%	99,99%	C
EP7	6	0,01%	100,00%	C

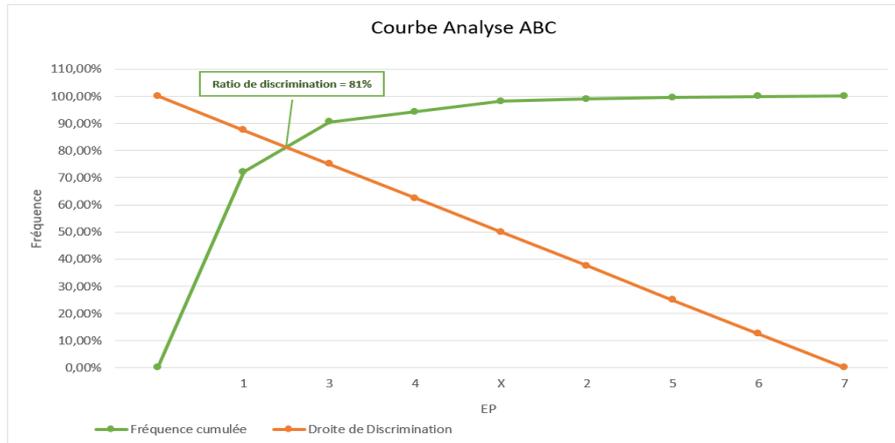


FIGURE 3.2 – Courbe d’analyse ABC pour les catégorise EP à simuler

3.3.1.5 Le flux de passage dans le SU du CHT

Sur la base des interviews avec le personnel médical et paramédical du SU, des visites sur le terrain et des observations rapprochées du système, un modèle conceptuel détaillé est construit, où les différentes actions et les changements de comportement des entités sont modélisés.

Les patients qui arrivent aux urgences suivent un processus décrit dans la Figure 3.3. Le processus commence lorsqu’un patient arrive à la porte d’entrée des urgences et se termine lorsqu’un patient quitte les urgences ou est transféré dans les unités d’hospitalisation. L’examen de l’IOA est le premier contact médical du patient avec le personnel du SU. L’IOA évalue l’état clinique du patient et, selon la gravité de son état, lui recommande un temps maximal d’attente.

Cette étape du processus joue un rôle essentiel pour déterminer la rapidité avec laquelle les patients doivent être vus et comment les diriger vers les ressources appropriées tout au long du processus [Gha+14].

Le processus de triage permet d’identifier : (1) l’état des patients; (2) le chemin parcouru par chaque état du patient (circuit court ou circuit long). Lorsqu’un patient arrive aux urgences, entre 8 heures et 22 heures, il est d’abord enregistré à la réception par l’agent administratif, puis il est consulté par l’IOA dans un box dédié à l’entrée des urgences. Les patients qui arrivent entre 22h et 8h sont directement examinés et consultés par l’IOA qui s’occupe également de l’enregistrement administratif.

Le passage d’un patient dans le SU dépend de deux critères : son état de gravité et sa date d’arrivée. En effet l’état médical du patient impacte directement sa priorité de passage dans le service. La priorité est accordée à un patient dans un état plus grave qu’un patient avec une pathologie relativement moins grave. Néanmoins, la gravité du patient seul n’est pas suffisante pour déterminer la priorité de son passage. Il se peut qu’un patient avec un état stable attende pour une longue durée à cause de la présence permanente des patients avec un

CHAPITRE 3. MODÉLISATION ET ÉVALUATION DES PERFORMANCES

état plus grave. Par conséquent, la priorité de passage dans le SU est un compromis entre la gravité des patients et leur date d'arrivée.

Une approche de modélisation de cette priorité dans notre modèle de simulation, sera discutée ultérieurement.

Le processus de prise en charge du patient commence lorsque le patient est accompagné ou déplacé sur un brancard par une infirmière ou un aide-soignant à un box de consultation approprié une fois qu'il est libre.

La consultation commence lorsque le médecin urgentiste ou un médecin interne est disponible. Le médecin procède à une première évaluation et décide si le patient doit subir d'autres tests pour confirmer ou affiner son diagnostic. Si ce n'est pas le cas, le patient est autorisé à rentrer chez lui. Dans le cas où des tests seraient demandés, le patient peut attendre les résultats des tests dans son box ou peut être transféré, si possible, dans la zone d'attente post soins (assise ou sur un brancard) pour libérer le box à d'autres patients.

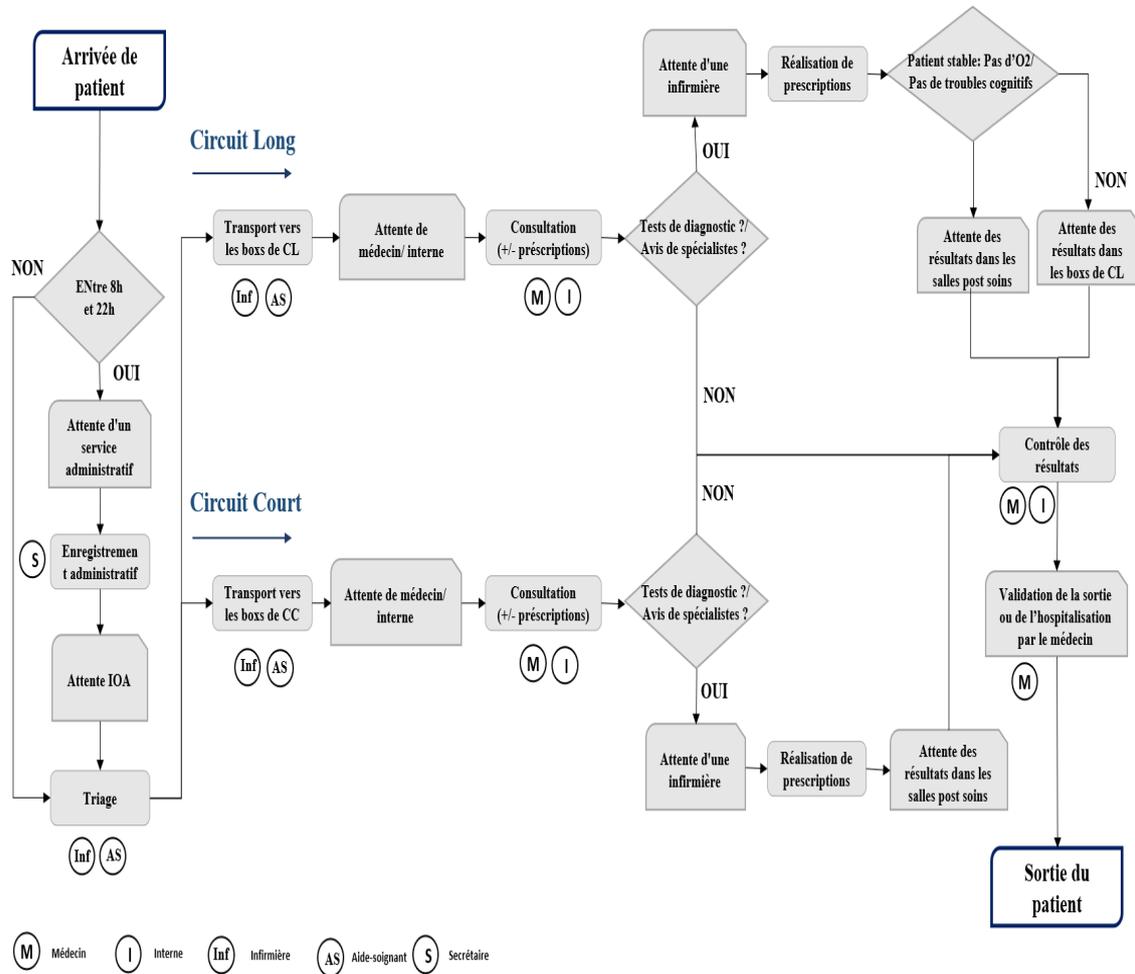


FIGURE 3.3 – Diagramme du flux de patients dans le SU du CHT

• **Modèle dynamique de passage dans le SU du CHT**

Nous présentons aussi dans la Figure 3.4, le modèle du processus dynamique de prise en charge composé des principaux services afin de définir les 2 performances majeures à minimiser :

-**Le temps d'attente (D1)** : défini comme le temps entre l'heure d'arrivée du patient aux urgences et la première consultation par le médecin.

-**Le temps de prise en charge (D2)** : défini comme le temps écoulé entre le premier examen médical et l'heure de sortie du patient des urgences.

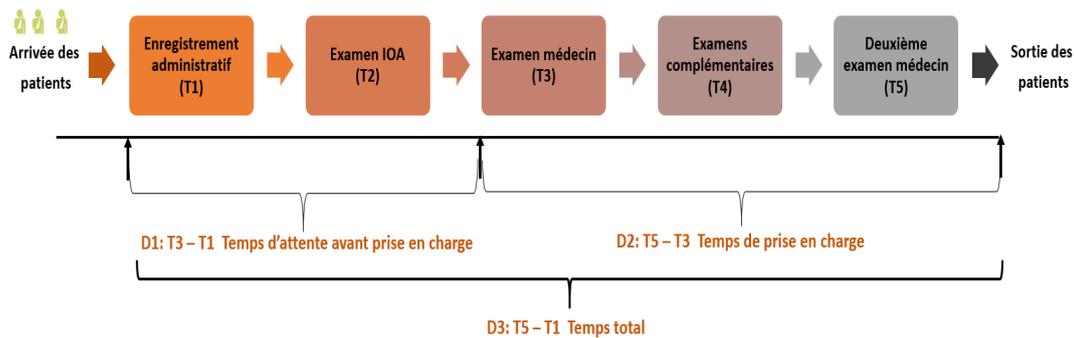


FIGURE 3.4 – Modèle dynamique de passage dans le SU du CHT

3.3.2 Préparation et analyse des données

Afin d'obtenir les meilleurs paramètres de configuration de notre simulation et de développer un modèle robuste, avec un haut niveau de détails et similarité au système réel, une analyse approfondie des données est nécessaire. En effet, la forte demande de services et les pressions exercées au sein des SU impactent la fiabilité des données des registres des patients qui manquent souvent de précision et de cohérence. Pour ces raisons, et avant d'utiliser ces données dans notre modèle de simulation, des techniques d'exploration de données sont nécessaires pour extraire des ensembles de données fiables de ces données brutes.

3.3.2.1 Sources des données et protocole de collecte

Dès 2007, le CHT a décidé d'informatiser les données relatives au passage des patients dans son SU (Figure 3.5). À cette fin, le personnel est passé à la phase de migration vers le nouvel outil informatique, qui permet la gestion informatisée et horodatée de toutes les étapes de la prise en charge des patients (enregistrement administratif, triage, examen du médecin, examens complémentaires, etc.). Cette phase a été menée pendant deux ans afin de s'assurer que l'ensemble du personnel utilise le logiciel de façon systématique et correcte. Plusieurs facteurs sont à l'origine de cette situation, telle que la résistance au changement, la sophistication de l'outil, etc. Pour toutes ces raisons, le département d'information médicale du CHT considère que la fiabilité de la base de données de cet outil n'est assurée qu'à partir de l'année 2010.



FIGURE 3.5 – ResUrgences : logiciel de gestion informatisée des passages des patients dans le SU du CHT

Pour extraire les données relatives à l'historique des passages dans le service, il est nécessaire de communiquer directement avec la base de données du logiciel et de définir les champs qui représentent la date de début et de fin de chaque service. La figure 3.6 présente un exemple d'extraction des données qui nous servira à calculer le temps d'attente (Date de prise en charge - Date d'arrivée) et de temps de prise en charge (Date de sortie - date au plus tôt parmi les différentes opérations) d'un passage de patient dans le circuit court ou long (on distingue le type de circuit avec les codes des salles).

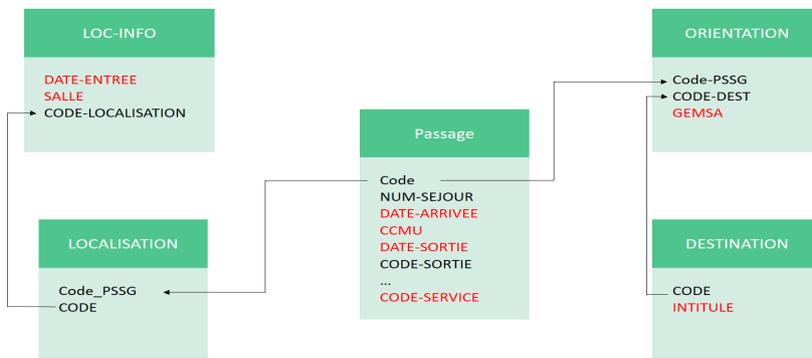


FIGURE 3.6 – Exemple d'extraction des données pour calculer les temps d'attente et de prise en charge

Cependant, la base de données ResUrgences (système d'information du SU du CHT) 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 un mauvais usage du système ainsi que la faible importance accordée aux informations par l'utilisateur. En effet, les données relatives à la date de début ou de fin de certains services ne sont malheureusement pas présentes dans la base de données du système d'information du CHT ou sont peu renseignées. Une indication sur la présence des dates de début et de fin de ces services dans la BD est

présentée dans la Figure 3.7.

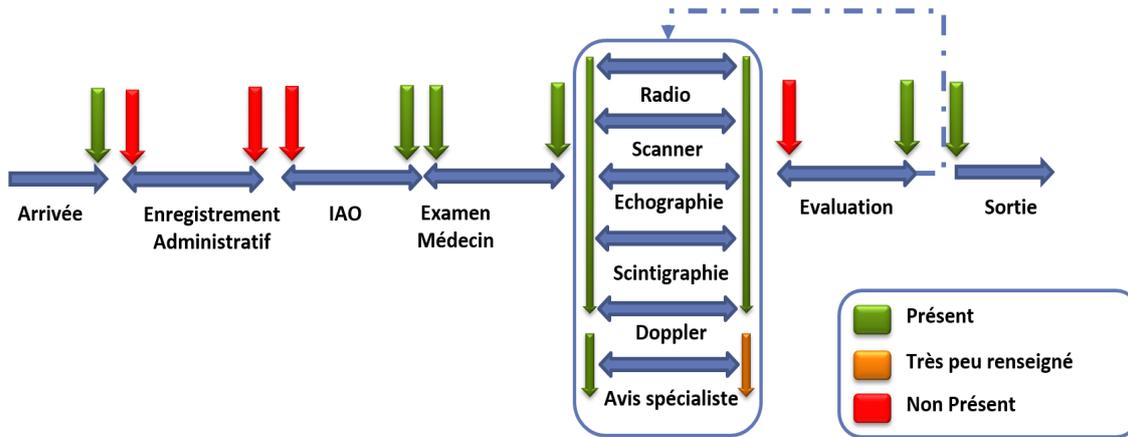


FIGURE 3.7 – Indication sur la présence des dates de début et de fin des services dans la BD du SU

Dans le but d'extraire toutes les données relatives aux temps des services, nous avons étendu nos sources aux différents rapports internes du CHT qui concernent les activités principales ou annexes du service d'urgence. Nous avons également défini un protocole pour le suivi des patients dans le SU, qui consiste à enregistrer la date de chaque service afin d'une part, de les comparer avec les données extraites de la base de données et, d'autre part, de récupérer les données incomplètes de la base de données. Sans oublier les échanges avec les personnels médicaux et paramédicaux et les visites de terrain qui ont été réalisées pour modéliser et détailler le flux des patients.

Pour modéliser, développer et valider notre modèle de simulation, nous avons recueilli le résumé des passages aux urgences (RPU) de chaque patient du premier janvier au 31 décembre pour les années 2016, 2017, 2018 et 2019. Les données prélevées représentent 242013 enregistrements au total. En effet, chaque année, le modèle est modifié avec les données adéquates.

Le RPU est une collection normalisée des données élaborées pour chaque passage des patients aux urgences de France. Un RPU est composé de 20 champs d'information relative au passage du patient dans le SU.

3.3.2.2 Extraction, préparation et analyse des données

L'extraction de données est l'étape au cours de laquelle les données sont traitées et analysées en vue d'extraire des informations pertinentes de sources de données (telles qu'une base de données). La majorité des données extraites proviennent de sources de données non structurées et de différents formats de données. Ces données recueillies sont souvent susceptibles d'être incomplètes, incohérentes, corrompues, inexactes, etc.

Pour assurer la fiabilité et la qualité des données et, par conséquent, de notre étude de simulation, nous avons préparé et analysé les données brutes suivant les étapes illustrées dans la

Figure 3.8. Ces étapes incluent :

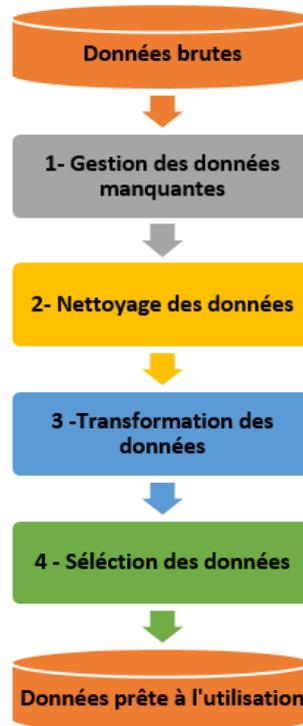


FIGURE 3.8 – Processus de préparation et d’analyse des données

- **La gestion des données manquantes**

Dans la première étape, on élimine les enregistrements qui ont des valeurs manquantes dans les différents champs. Cette absence d’informations affecte l’efficacité des méthodes d’analyse des données. L’objectif est d’avoir un ensemble complet de données sans aucun manque dans les informations.

- **Le nettoyage des données**

L’étape fondamentale suivante du traitement et préparation des données est le nettoyage des données. En effet, les données peuvent être incomplètes, contradictoires, ou contenir des erreurs humaines ou informatiques. Pour cette raison, le nettoyage permet de détecter, corriger ou éliminer du bruit, des doublons et des données aberrantes ou non pertinentes. L’objectif est de renforcer l’intégrité et la fiabilité de nos données en améliorant les cohérences, en évitant les erreurs et en permettant de prendre des décisions mieux avisées et plus précises.

Dans notre analyse, nous avons éliminé les enregistrements ayant des informations non pertinentes comme par exemple une date de prise en charge inférieure à une date d’arrivée (c’est-à-dire un patient examiné avant son arrivée).

Nous avons aussi supprimé les valeurs aberrantes, c’est-à-dire les enregistrements des passages des patients qui ont un temps de prise en charge \geq Moyenne+3 écart-types. Il s’est avéré que ces données correspondent à des patients qui ont quitté depuis longtemps le

SU alors qu'ils sont encore présents dans le système d'information, c'est-à-dire que le dossier de patient est encore non clôturé par l'un des personnels.

De plus, nous avons supprimé les enregistrements des passages des patients qui sont arrivés au SU, mais qui sont partis sans voir un médecin.

La Figure 3.9 présente un exemple des données pour l'année 2017 que nous avons traitées pour la simulation et les statistiques sur les données nettoyées. Pour avoir des données exploitables, nous avons éliminé 9,87% du total des données brutes. Les statistiques montrent que la l'absence des informations liées au CCMU, GEMSA et la date de prise en charge des patients représentent la majorité de ces données manquantes (3,17 %). L'absence simultanée de ces informations correspond à l'arrivée d'un patient au SU et qui choisit de partir sans voir le médecin à cause de la durée d'attente excessive. Cet indicateur reflète la non satisfaction du patient ainsi que la qualité du service qui doit être améliorée.

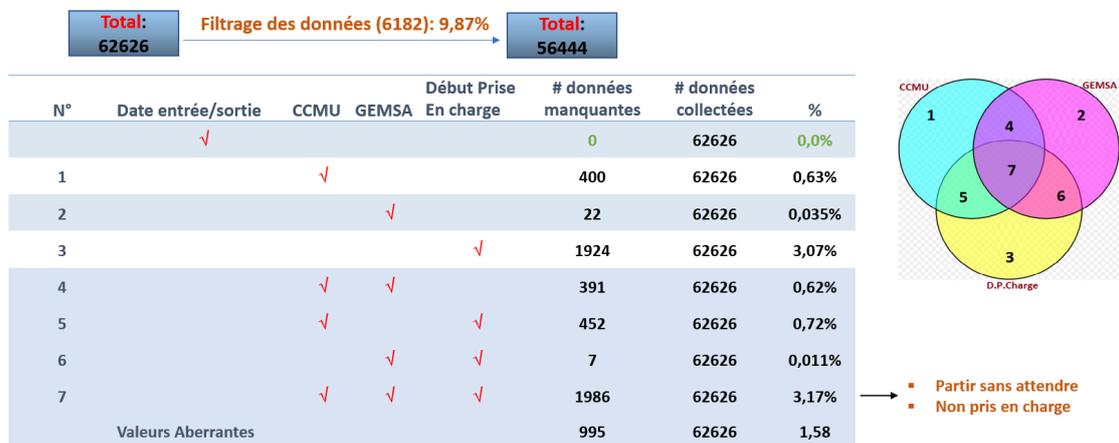


FIGURE 3.9 – Traitement des données de l'année 2017

• **Transformation des données**

Pour une bonne exploitation, nous transformons ou consolidons nos données sous une forme appropriée en effectuant des opérations de normalisation et d'agrégation.

• **Sélection des données**

Dans la dernière étape de ce processus préparatoire, les ensembles de données cibles et les données pertinentes pour la tâche d'analyse sont sélectionnées et enregistrées.

Données prêtes à l'utilisation

Après l'application des étapes précédentes sur nos données brutes, nous obtenons une base de données préparée et prête à être utilisée par le processus de simulation.

Les Figures 3.10, 3.11 et 3.12 montrent les résultats d'analyses des données de l'année 2017 et qui ont servi comme données d'entrées et d'évaluation de notre modèle de simulation.

La Figure 3.10 présente les probabilités d'acheminement des patients vers le circuit court et circuit long selon leurs catégories (EP). Ce graphique indique que le flux du patient est

CHAPITRE 3. MODÉLISATION ET ÉVALUATION DES PERFORMANCES

principalement classé comme EP1 ou EP3 (94.63 % du flux total).

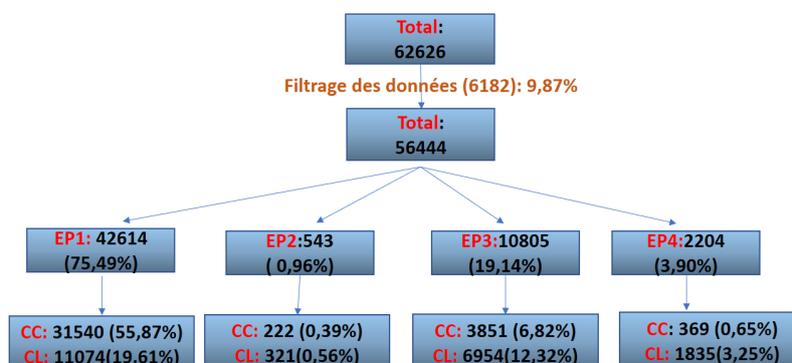


FIGURE 3.10 – Probabilités d’acheminement des patients vers le circuit court et circuit long

Les Figures 3.11 et 3.12 présentent l’historique des performances par type de patients (Temps d’attente et de prise en charge) dans le circuit court et long.

Circuit court	Temps d'attente (min)		Temps Prise En Charge (min)		Effectif
	Moyenne	Ecart Type	Moyenne	Ecart Type	
EP1	69 (1h 9min)	55,89	88 (1h 28min)	83,86	31540
EP2	92 (1h32min)	75,02	137 (2h17min)	120,15	222
EP3	56 (0h56min)	53,62	175 (2h55min)	130,29	3851
EP4	56 (0h56min)	55,30	195 (2h15min)	141,93	369

FIGURE 3.11 – Historique des performances dans le circuit court par EP (2017)

Circuit long	Temps d'attente (min)		Temps Prise En Charge (min)		Effectif
	Moyenne	Ecart Type	Moyenne	Ecart Type	
EP1(25,98%)	85 (1h25min)	80,49	311 (5h11min)	219,97	11074
EP2(59,11%)	70 (1h10min)	70,74	395 (6h35)	314,68	321
EP3(64,35%)	81 (1h21min)	81,34	417 (6h57min)	265,07	6954
EP4(83,25%)	70 (1h10min)	74,74	397 (6h37min)	282,43	1835

FIGURE 3.12 – Historique des performances dans le circuit long par EP (2017)

3.3.3 Modélisation des données d'entrée

3.3.3.1 Loi d'arrivée et loi des temps opératoires des services

La disposition de données représentatives du processus réel est l'une des principales difficultés dans le développement d'un modèle de simulation. Ainsi, la durée d'exécution d'une tâche est rarement constante, et elle varie en fonction du temps. Pour cette raison, si l'on simule avec une durée moyenne, il n'est pas certain que les résultats obtenus font apparaître ce qui se passe réellement.

La modélisation des lois de probabilité est une étape cruciale qui permet de sélectionner les distributions probabilistes qui correspondent au mieux aux données d'entrée du modèle de simulation, et de trouver des estimations des paramètres pour ces distributions. À cette fin, un jugement et une expertise, ainsi qu'un processus itératif de choix de la distribution, l'estimation des paramètres et la qualité de l'évaluation de l'ajustement sont demandés [DMD+15].

Dans notre modèle de simulation, toutes les distributions statistiques des temps de service sont approximées par l'outil "Input Analyzer" du logiciel Arena.

- **Modélisation de la loi d'arrivée**

La loi d'inter-arrivée désigne la distribution probabiliste qui décrit l'intervalle de temps séparant deux arrivées consécutives au SU. La nature des arrivées au SU est fortement corrélée avec l'heure dans la journée puisqu'elle est impactée par le comportement humain. En effet, on remarque sur la Figure 3.13 que le taux horaire des arrivées des patients (nombre d'arrivées par heure / le total) dans le SU suit une allure répétitive d'un jour à un autre.

Bien que le nombre d'arrivées aux urgences varie d'un jour à l'autre, la Figure 3.13 montre que le taux des arrivées suit un comportement typique quel que soit le jour de la semaine. Nous constatons que ce taux est faible pendant la période de nuit profonde (de minuit à 6 heures du matin) et qu'il augmente pendant la journée (de 8 heures à 18 heures) pour atteindre des pics d'affluence à 10 heures, 14 heures et 18 heures.

Dans ce contexte, et pour une meilleure modélisation de temps d'inter-arrivée des patients, nous proposons une démarche à travers laquelle nous divisons la journée en 24h et nous générons une loi paramétrique qui dépend du nombre d'arrivées journalier pour chaque créneau horaire de la journée.

Cette démarche de modélisation des arrivées est fortement recommandée pour modéliser des systèmes suivant un comportement humain (comme les banques, magasins, etc.) en général et en particulier dans les services des urgences [Gar+95].

Soit T_i la variable aléatoire qui modélise le temps d'inter-arrivée, t_h le taux moyen d'arrivées observées 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 3.3.3.1. 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.

$$T_i \sim \text{Exp}\left(\frac{1}{\bar{Y}_j \times t_h}\right).$$

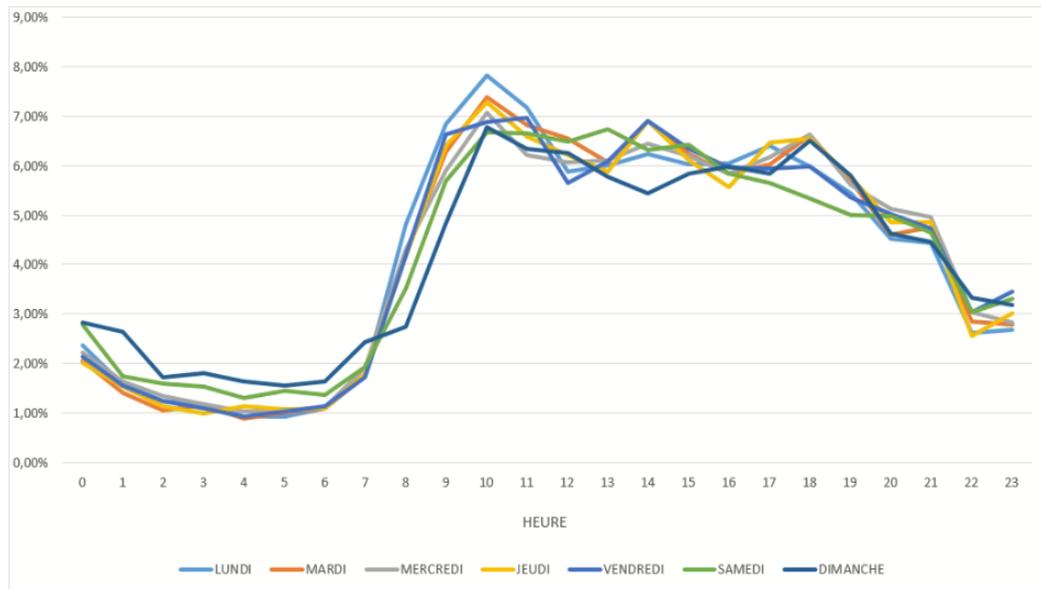


FIGURE 3.13 – Taux d’arrivée des patients dans le SU du CHT par jour de la semaine et par heure (Année 2019)

• **Modélisation des temps opératoires**

Comme pour la loi d’inter-arrivée, et sur la base des données collectées pour l’année 2017, nous avons mené une étude sur les temps opératoires nécessaires à la modélisation du système. Le Tableau 3.4 présente une synthèse des lois de ces derniers. Pour chaque année, le modèle est modifié avec les données adéquates.

TABLE 3.4 – Lois des temps opératoires (2017)

Opération	Distribution (minutes)
Enregistrement administratif	TRIANG (0.5 ,1.5, 2)
Examen IOA	8h →22h ~ N (5,2) 22h→8h ~ N (10,2)
Examen médecin circuit court	UNIF(3,10)
Examen médecin circuit long	UNIF(5,20)
Radiologie	~ TRIANG (5, 15, 25)
Scanner	~ TRIANG (15, 20, 25)
Echographie	~ TRIANG (10, 15, 30)
Avis spécialiste	~ UNIF (60, 240)
Examen final circuit court	N (5,3)
Examen final circuit long	EP1/EP2 : ~ TRIANG (5,10,15) EP3/EP4 : ~ TRIANG (10,20,30)

3.3.3.2 Règles des files d'attente

La discipline de service indique dans quel ordre est traitée les patients. Dans la littérature, plusieurs règles courantes sont adoptées pour modéliser les Files d'Attente (FdA), les plus fréquentes sont : FIFO (First In First Out) qui se traduit par premier arrivé premier servi, LIFO (Last In First Out) qui se traduit par dernier arrivé premier servi et RANDOM qui modélise une file d'attente dont la priorité est aléatoire.

Dans les services d'urgences, des règles de priorités s'imposent : Un patient prioritaire devra être servi avant un patient non prioritaire même si ce dernier est arrivé avant. Dans notre étude de cas, la priorité des patients pour un service donné est soumise à deux conditions : l'heure d'arrivée et la gravité d'état du patient (EP). Nous modélisons nos files d'attente avec un attribut supplémentaire $P_{FdA} = \frac{EP}{T_{arr}}$, qui sera attribué à un patient et servira d'indicateur de priorité dans les files d'attente [Kel02]. Plus l'indice P_{FdA} est élevé, plus la priorité du patient est élevée par rapport aux autres.

3.3.4 Développement

Nous présentons dans cette partie les études spécifiques concernant la simulation du SU du CHT. Afin de prendre en considération un maximum de caractéristiques du système étudié, nous avons utilisé SED sous le logiciel ARENA. Nous avons exploité toutes les étapes de réalisation d'un modèle de simulation présentées dans 2.3.3.3.

- **Paramétrage du simulateur**

Le paramétrage d'un simulateur représente une étape importante avant son utilisation comme outil d'évaluation de performances dans la phase d'optimisation. Ainsi, un simulateur nécessite un paramétrage propre à son fonctionnement quel que soit le problème modélisé.

Ces paramètres qui assurent une stabilisation des indicateurs de performances simulées sont :

- Durée du warm-up : C'est le temps nécessaire au début de la simulation pour que le système entre dans un régime permanent.
- Nombre de réplifications : est le nombre de relances de simulation.
- Horizon de simulation : est la durée maximale d'une réplification.

Afin de le valider, notre modèle de simulation a été paramétré comme suivant :

- Horizon de simulation = 365 jours (Durée de collecte des données)
- Durée du warm-up = 2 jours
- Nombre de réplifications = 5 réplifications

Pour estimer ces paramètres, nous avons tracé l'évolution du temps moyen d'attente des patients en fonction du temps de simulation. Par exemple, la Figure 3.14 présente un graphique de cette évolution que nous avons tracé pour déterminer la durée de warm-up. On remarque que temps moyen d'attente commence à se stabiliser à partir de 1920 minutes (1 jour et 8

heures). Pour s'assurer de la bonne convergence du temps moyen d'attente, on fixe la valeur de 2 jours pour la durée du warm-up.

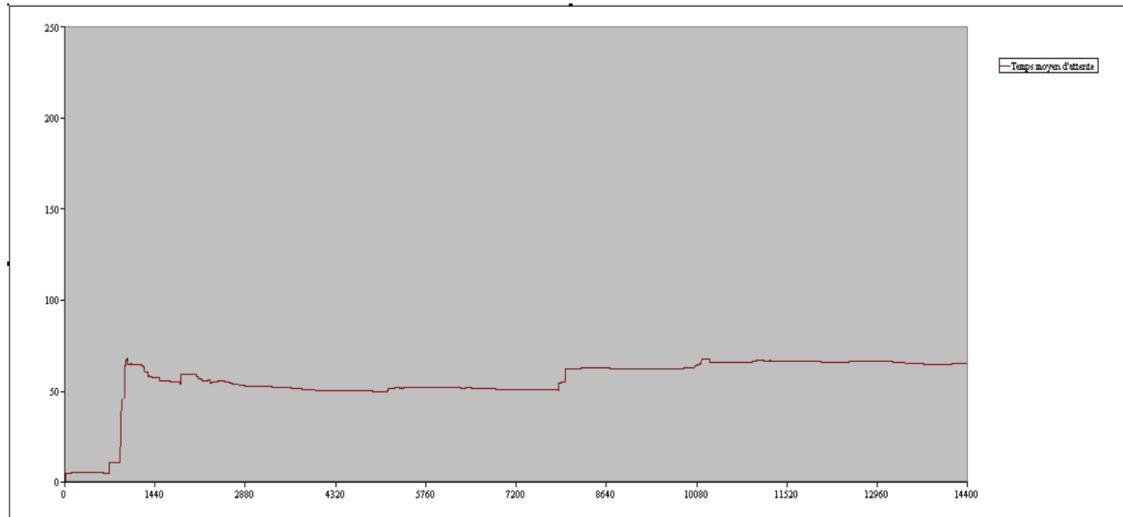


FIGURE 3.14 – Évolution du temps moyen d'attente en fonction du temps de simulation

3.3.5 Test et validation du modèle

La vérification et la validation du modèle de simulation sont des étapes qui nous permettent d'évaluer sa robustesse et de vérifier sa capacité à reproduire les données observées dans le monde réel avant de l'utiliser pour le processus d'optimisation. À cette fin, et après des examens détaillés, nous avons vérifié avec les équipes de gestion de l'hôpital que le modèle de simulation reflétait la réalité avec un haut niveau de précision. Le modèle est conceptuellement validé.

Ensuite, nous nous sommes référés à trois indicateurs de performances simulées pour comparer leur concordance avec les observations réelles : temps moyen d'attente, temps moyen de prise en charge et l'arrivée totale des patients.

Nous avons récupéré les données historiques sur les performances et les arrivées au SU du CHT du 01/01/2017 au 31/12/2017. 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 précédente.

La Figure 3.15 montre les résultats de l'arrivée des patients en fonction de la catégorie de EP du modèle et des données réelles. Les résultats de la comparaison montrent un écart de 3,2 % à 6 %.

Pour évaluer les performances du temps moyen d'attente et du temps moyen de prise en charge, nous avons séparé les résultats des tests de comparaison par type de circuit (court et long) 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

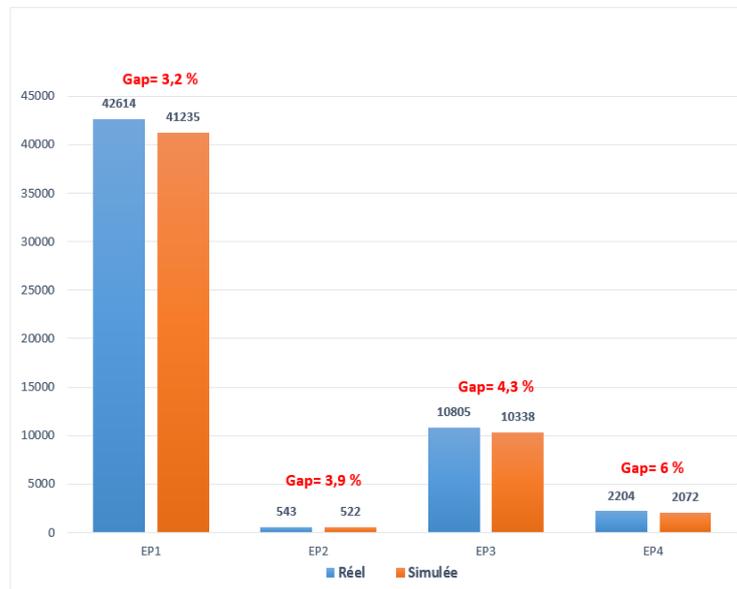


FIGURE 3.15 – Comparaison des arrivées de patients réels et simulés (2017)

nécessite plus de traitements dans le SU qu'un patient de type EP1).

D'après les Figures 3.16 et 3.17, on remarque que l'écart entre le temps moyen d'attente réel et simulé est de l'ordre de 6 minutes (8%) pour la catégorie EP1 de patients (55,87% de la population totale (Figure 3.10)) pour le circuit court et de 4 minutes (5%) pour le circuit long.

Circuit COURT							
Arrivée totale		Temps d'attente (min)			Temps Prise En Charge(min)		
EP réel	EP simulé	Réel	Simulé	Ecart	Réel	Simulé	Ecart
EP1 (31540)	EP1 (31000)	69	75	-6 (8%)	88	84	4 (5%)
EP2 (222)	EP2 (177)	92	64	28 (30%)	137	143	-6 (4%)
EP3 (3851)	EP3 (3711)	56	59	-3 (5%)	175	173	2 (1%)
EP4 (369)	EP4 (363)	56	60	-4 (7%)	195	177	18 (9%)

FIGURE 3.16 – Ecart entre les TA et TPCH simulées et réels dans le circuit court

Donc, comme l'écart entre le temps moyen d'attente et temps moyen de prise en charge réel et simulé diffère de chaque catégorie de patient et sur chaque circuit, nous avons introduit un

Circuit long							
Arrivée totale		Temps d'attente (min)			Temps Prise En Charge(min)		
EP réel	EP simulé	Réel	Simulé	Ecart	Réel	Simulé	Ecart
EP1 (11074)	EP1 (10681)	85	81	4 (5%)	311	316	-5 (2%)
EP2 (321)	EP2 (330)	70	77	-7 (10%)	395	394	1 (0%)
EP3 (6954)	EP3 (6721)	81	71	10 (12%)	417	412	5 (1%)
EP4 (1835)	EP4 (1800)	70	71	-1 (1%)	397	403	-6 (2%)

FIGURE 3.17 – Ecart entre les TA et TPCCH simulées et réels dans le circuit long

indicateur : Contribution à l'écart global (CEG) qui est égal à l'écart de chaque EP multiplié par le pourcentage des patients correspondant (Figure 3.18).

EP	Circuit Court (min)				Circuit Long (min)			
	Ecart: TA	CEG	Ecart: T.P.CH	CEG	Ecart: TA	CEG	Ecart: T.P.CH	CEG
EP1	6	3,35	4	2,23	4	1,04	5	1,30
EP2	28	0,11	6	0,02	7	0,04	1	0,01
EP3	3	0,20	2	0,14	10	1,23	5	0,62
EP4	4	0,03	18	0,12	1	0,03	6	0,20

FIGURE 3.18 – Contribution à l'écart global

A partir du Figure 3.18, nous concluons que l'écart moyen global entre le temps moyen d'attente réel et simulé est de 3,69 minutes (somme des contributions à l'écart global) sur une moyenne de 1h 08m de temps d'attente pour le circuit court et de 2,34 minutes sur une moyenne de 1h 17m de temps d'attente pour le circuit long.

Pareillement, l'écart moyen global entre le temps moyen de prise en charge réel et simulé est de 2,51 minutes sur une moyenne de 2h 29m de temps d'attente pour le circuit court et de 2,12 minutes sur une moyenne de 6h 20m de temps d'attente pour le circuit long.

L'erreur du modèle (écart divisé par la moyenne) sur le circuit court et long est présenté dans le Tableau 3.5.

Pour évaluer la robustesse de notre modèle de simulations, nous avons exécuté le modèle

TABLE 3.5 – Erreur du modèle de simulation à évènements discrets

	Circuit court	Circuit long
Temps moyen d'attente	5%	3%
Temps moyen de prise en charge	2%	1%

avec les données des années 2016, 2018 et 2019. Nous suivons à chaque fois les mêmes processus discutés précédemment (analyse et filtration des données, modélisation des lois d'arrivées et lois des services, etc.). Pour tous les résultats, l'écart entre les performances réelles et simulées était inférieur à 10%.

Bien évidemment, il y a plusieurs équipes de recherche dans le monde qui ont travaillé sur des modèles de simulation et d'optimisation des flux des urgences [Gha+14]; [VB15]; [ZMS15]. Vadeboncoeur [VB15] a validé son modèle de simulation avec écart inférieur à 20%. Ghanes et al. [Gha+14] et Zeinali et al. [ZMS15] ont choisi 5% comme écart acceptable pour valider leurs modèles de simulation. Ceci nous a permis de considérer notre modèle comme fiable et apte à supporter des expériences.

3.3.6 Synthèse

Dans cette deuxième partie de chapitre nous nous sommes intéressés à la SED. Nous avons détaillé les étapes de développement de notre modèle de simulation : Analyse des données, Modélisation, Programmation, Tests et validation. Nous développons le modèle en utilisant le logiciel de simulation ARENA à travers lequel nous avons réussi à modéliser les différentes interactions du SU du CHT. Le modèle a été validé avec une erreur moyenne inférieure à 10%. Ce dernier servira comme outil d'évaluation des performances et d'aide à la décision dans la phase d'optimisation. La section suivante aborde le développement de notre deuxième modèle de simulation avec le réseau de Petri et qui nous servira comme outil d'évaluation des performances et de prévisions des temps d'attente de patients.

3.4 Modèle de simulation avec RdP

Comme nous l'avons montré dans le chapitre 2 (Revue de la littérature), les RdPs ont fait preuve d'efficacité dans plusieurs travaux de recherche dans plusieurs domaines. Tous les travaux affirment leur simplicité d'utilisation mais également leur puissance de modélisation des phénomènes pouvant se produire dans les systèmes complexes à savoir le parallélisme, la synchronisation, le partage de ressources, les conflits, et l'évaluation des performances soit analytiquement ou avec le recours à la simulation. Dans le cadre de nos travaux, nous étudions plus particulièrement les phénomènes aléatoires liés au SU (arrivée des patients, examens médicaux, examens complémentaires, etc.). Parmi les différentes extensions développées pour les RdP, il est judicieux pour nous de choisir les RdP étendus. Ce modèle graphique permet de décrire ces phénomènes aléatoires.

Dans cette section, nous présentons tout d'abord quelques généralités sur les RdP. Ensuite,

nous décrivons la modélisation graphique du SU avec le RdP. Enfin, nous présentons les étapes de développement de notre modèle de simulation : modélisation graphique du SU, modélisation des données de simulation, validation de modèle et évaluation des performances.

3.4.1 Notions de base

3.4.1.1 Définition

Un RdP stochastique est un 6-uplets : $RdPS = (P, T, Pre, Post, \mu, M_0)$

- $P = [P_1, P_2, \dots, P_m]$ est l'ensemble des places qui permettent de décrire les états du système modélisé.
- $T = [T_1, T_2, \dots, T_m]$ est l'ensemble des transitions qui représentent les changements d'états.
- $Pre : P \times T$: est l'application d'incidence avant, avec $Pre(P_i, T_j)$ est le poids de l'arc reliant P_i à T_j .
- $Post : P \times T$: est l'application d'incidence après, avec $Post(P_i, T_j)$ est le poids de l'arc reliant T_j à P_i .
- $\mu = \mu_1, \mu_2, \dots, \mu_n$ est l'ensemble de taux de franchissement.
- $M_0 = [0, 1, 2, 3, \dots, i^{th}]$ est le vecteur de marquage initial qui décrit l'état initial du système modélisé.

Graphiquement, les places sont représentées par des cercles, les transitions par des barres, et les arcs qui relient les places aux transitions et les transitions aux places sont orientés.

Le marquage de RdP est effectué par des jetons (des marques) représentés par des ronds noirs et placés au centre des places.

La matrice d'incidence W est définie par : $W = Post - Pre$

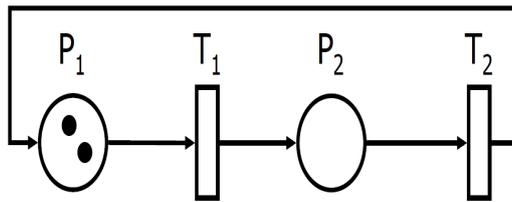


FIGURE 3.19 – Exemple d'un RdP

3.4.1.2 Franchissement d'une transition

Les RdP intègrent le formalisme de franchissement permettant de passer d'un marquage à un autre afin de rendre compte de l'évolution du système modélisé. Ainsi, le franchissement d'une transition d'un RdPS s'effectue lorsque toutes les places en amont de cette transition contiennent au moins un jeton : $M_{(P_i)} \geq Pre_{(P_i, T_j)} \forall P_i \in {}^oT_j$ avec ${}^oT_j = \{P_i \in P : Pre_{(P_i, T_j)} > 0\}$

La transition est validée et peut être franchie. Les jetons sont alors retirés des places en

amont et sont déposés dans les places en aval de la transition. Donc, à partir du marquage M , le franchissement d'une transition T_j conduit à un nouveau marquage M' défini comme suit : $M'(P_i) = M(P_i) + (W \times s)$, avec s le vecteur caractéristique de la séquence de franchissements s . Cette équation est l'équation d'état qui donne le marquage M obtenu à partir de M_0 .

3.4.1.3 Temps de franchissement

Un temps est associé à chaque transition. Ce temps indique la durée pendant laquelle la marque doit attendre avant de franchir la transition. Pour être plus exact, il s'agit de la durée entre le moment où la transition est validée et le moment où la transition est franchie.

Selon le temps de franchissement, les transitions T sont partitionnées en 3 groupes : les transitions immédiates T_I (temps de franchissement = 0), transitions déterministes T_D (temps de franchissement constant) et des transitions à temporisations stochastiques T_S (temps de franchissement distribués avec une loi exponentielle ou une loi quelconque)

3.4.1.4 Structures élémentaires

La concurrence, le conflit, le parallélisme, le partage des ressources sont des caractéristiques typiques de services des systèmes et qui peuvent être modélisés parfaitement par les RdP.

- **Conflit structurel et effectif**

- Deux transitions T_1 et T_2 sont en conflit structurel si et seulement si elles ont au moins une place d'entrée P_i en commun (3.20)

- Deux transitions T_1 et T_2 sont en conflit effectif pour un marquage M si et seulement si T_1 et T_2 sont en conflit structurel et que $M \geq \text{Pre}(P, T_1)$ et $M \geq \text{Pre}(P, T_2)$ (3.21)

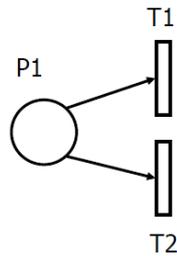


FIGURE 3.20 – Conflit structurel

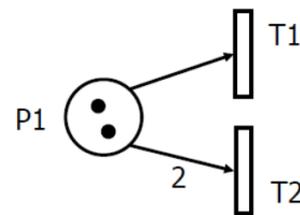


FIGURE 3.21 – Conflit effectif

- **Parallélisme ou concurrence**

- Deux transitions T_1 et T_2 sont parallèles structurellement si elles n'ont aucune place d'entrée commune. Le produit scalaire de leurs vecteurs Pré est nul : $(\text{Pre}(p, T_1)) \cdot T \times (\text{Pre}(p, T_2)) = 0$

- Deux transitions T1 et T2 sont parallèles pour un marquage donné M si et seulement si elles sont parallèles structurellement et $M \geq \text{Pre}(P, T1)$ et $M \geq \text{Pre}(P, T2)$.

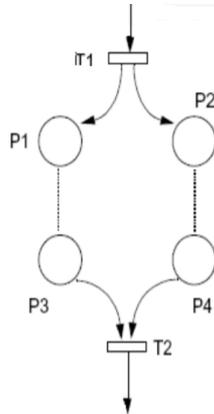


FIGURE 3.22 – Parallélisme

- **Partage de ressources (exclusion mutuelle)**

Deux places sont mutuellement exclusives si pour un marquage initial M_0 donné, elles ne peuvent pas être simultanément marquées quel que soit le marquage M atteint à partir de M_0 . On rencontre la mutuelle exclusion dans tout système comprenant un partage de ressources.

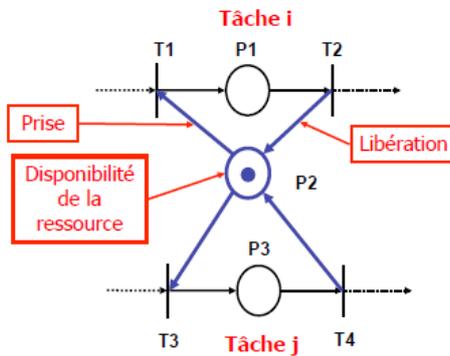


FIGURE 3.23 – Partage des ressources

3.4.1.5 Politique de choix de franchissement

Dans le cas où deux ou plusieurs transitions sont franchissables aux mêmes instants (situation de conflit), il faut déterminer laquelle des transitions sera franchie. Deux politiques sont possibles :

- **Choix probabiliste** : il s'agit d'une présélection de la transition avant le tirage de sa durée de franchissement. On effectue alors un tirage aléatoire qui va sélectionner la transition à franchir. Une fois la transition choisie, on effectue un nouveau tirage aléatoire pour la durée de franchissement.

- **Tirage aléatoire** : le choix de la transition se fait après le tirage des délais de franchissement de toutes les transitions franchissables. La transition qui a le plus petit délai est choisie et est franchie avec le délai correspondant. S'il y a égalité de délai entre les transitions lors du tirage, on revient au choix probabiliste.

3.4.2 Algorithme de simulation d'un RdP temporisé

Cet algorithme (algorithme 1) permet de simuler et de franchir pas à pas l'évolution de marquage d'un RdP en garantissant la validation de la séquence de franchissement des transitions à chaque pas.

Algorithm 1 Algorithme de simulation d'un RdP temporisé [Yal+12]

Data : M_0 , Pre, Post, tempo (vecteur de temporisation des transitions)

Initialisation du vecteur instant de franchissement *franchi* et du chronomètre *chrono* : $\forall i$ franchi(i) = ∞ , *chrono* = 0

repeat

Étape 1 : A partir du marquage actuel M , rechercher les transitions validées. En déduire le vecteur caractéristique de franchissement s .

 Pour chaque transition i validée, effectuer l'opération : $franchi(i) = temp(i) + chrono$

Étape 2 : Incrémenter le *chrono* à la prochaine date de franchissement : $chrono = \min(franchi(i))$. Franchir les transitions validées et déterminer le nouveau vecteur marquage M' à l'aide de la relation : $M'(Pi) = M(Pi) + (W \times s)$. Pour chaque transition i franchie, effectuer l'opération $franchi = \infty$.

Étape 3 : Mémoriser le nouveau vecteur marquage M' ainsi que la date de franchissement.

until Le nombre de franchissements n'est pas atteint

3.4.3 Modélisation du service d'urgence du CHT avec le RdP

Dans cette section, le RdP étendu est utilisé pour modéliser : (1) le processus du patient depuis son arrivée jusqu'à l'examen de l'IOA (triage) (Figure 3.24), (2) le processus du patient depuis son entrée dans le CC/CL jusqu'à sa sortie de la consultation (Figure 3.25), (3) le processus du patient depuis les tests des examens complémentaires jusqu'à son hospitalisation ou son retour à domicile (Figure 3.26). L'objectif est de combiner ces trois sous-modèles pour construire le modèle global du flux de passage du patient (Figure 3.27) décrit précédemment dans la section 3.3.1.5, Figure 3.3.

Nous allons décrire seulement le flux des patients dans le CC. Ainsi, le passage des patients dans le CL est exécuté en parallèle avec le passage des autres patients dans le CC qui suivent les mêmes processus avec des durées de traitement différentes. Toutes les composantes du modèle seront présentées dans l'Annexe A : La distribution des jetons de ressources initiales est présentée dans le Tableau A.1, les places et les probabilités de franchissement des transitions en conflit sont indiquées dans le Tableau A.2. Les transitions et leurs temps de franchissement sont indiqués dans le Tableau A.3.

En outre, le modèle modélise également les ressources médicales et paramédicales à l'entrée des urgences et dans le circuit court et long. Ces ressources sont présentées sous forme de jetons que le patient conserve lorsqu'il reçoit des soins, jusqu'à ce qu'il passe à l'étape suivante. Le retard dans la disponibilité d'une ressource est représenté par la non-disponibilité des jetons pour faire avancer les jetons du patient à travers le réseau. Ce retard augmente le nombre de jetons de patients dans le système en attente d'une ressource.

L'avantage de ce modèle, par rapport à d'autres modèles établis dans la littérature, est qu'il détaille le flux de passage des patients dans le SU et modélise tous leurs états (en déplacement, en attente, en consultation, etc.). Par exemple, le modèle saisit le temps que les patients passent à attendre le médecin dans le box pour une consultation ou une évaluation (P14/P30). Il modélise également le comportement des ressources humaines dans chaque service dont l'absence due à un long traitement peut entraîner un ralentissement du flux de patients. Aussi, il modélise l'état de toutes les salles des soins (vide, pleine, nombre de patients en attente, etc.). De plus, l'arrivée, les différents soins, le choix de circuit, les examens complémentaires, le motif de sortie de tous les patients sont modélisés.

Le modèle RdP étendu est développé et simulé avec le langage de développement Python. C'est un modèle générique approprié pour simuler la dynamique du RdP sur la base de la formulation matricielle de la mise à jour du marquage, ainsi que pour décrire et simuler des systèmes RdP avec un grand nombre de places et de transitions.

3.4.3.1 Sous-modèle 1 : Processus de soins du patient de l'arrivée jusqu'au triage

La Figure 3.24 présente le sous modèle 1. Le marquage $M(P1)$ en boucle avec la transition $T1$ représente l'arrivée des patients qui sont générés selon une loi exponentielle de paramètre λ . Chaque jeton généré par la place $P1$ est identifié avec un identifiant numérique qui nous permet de suivre son chemin parcouru dans le SU et calculer par la suite son TA et son TPCH. La place $P2$ modélise l'attente des patients pour l'enregistrement administratif. L'intervalle de temps entre le franchissement de $T1$ et $T2/T7$ permet de calculer ce temps d'attente pour chaque patient.

Une fois qu'un agent administratif est disponible (jeton disponible dans $P7$), et en fonction de leur état d'arrivée, les patients en état urgent passeront par l'enregistrement administratif ($P9, T8$) puis le processus de triage ($P11, T10$) avec un temps de traitement plus rapide que les patients non urgents. Cette situation alternative est représentée par la transition $T2$ (passage circuit court avec une probabilité de 0.64) qui est en conflit structurel avec la transition $T7$ (passage circuit long avec une probabilité de 0.36), aussi en exclusion mutuelle pour partager le jeton dans la place $P7$.

3.4.3.2 Sous-modèle 2 : Processus de soins du patient du triage jusqu'à la sortie de première consultation

La Figure 3.25 présente le sous modèle 2. Suite au processus de triage, le patient attend ($P6$) qu'un box au CC ($P65$) soit disponible. Une fois qu'il est libre, une infirmière ou un aide-

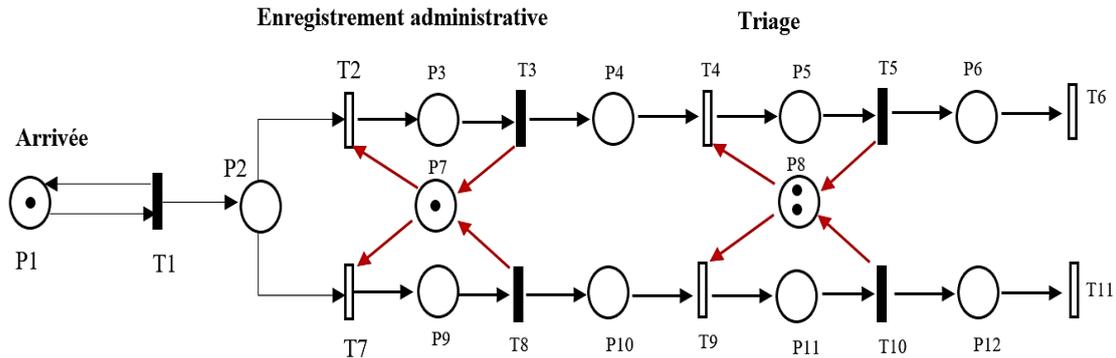


FIGURE 3.24 – Processus de soins du patient de l'arrivée jusqu'au triage

soignant (P63) accompagne le patient et l'installe au box (T12). Le patient, installé dans son box, attend (P14) que le médecin urgentiste ou le médecin interne (P64) soit disponible pour commencer la consultation. La durée de la consultation varie selon l'état du patient. Cette situation est représentée par un conflit structurel et une exclusion mutuelle entre la transition T13 (examen médecin pour les patients EP1/EP2) et la transition T14 (examen médecin pour les patients EP3/EP4). Dès que la consultation est terminée, l'infirmière/aide-soignant accompagne le patient à la sortie et prépare le box pour la consultation suivante.

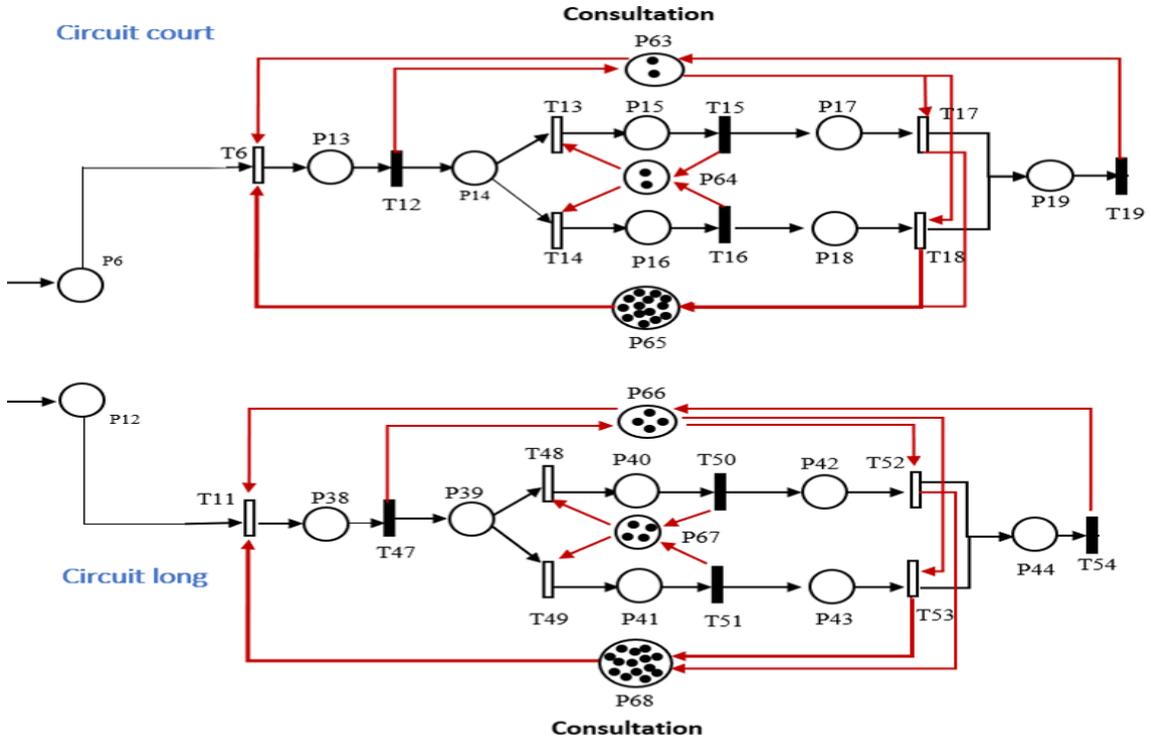


FIGURE 3.25 – Processus de soins du patient du triage jusqu'à la sortie de la consultation

3.4.3.3 Sous-modèle 3 : Processus de soins du patient de la sortie de la première consultation jusqu'à son hospitalisation ou son retour à domicile

La Figure 3.26 présente le sous modèle 3. Selon la première évaluation du médecin, le patient rentre chez lui (T21) (avec une probabilité de 0,86), ou il passe faire des examens complémentaires (T20) (avec une probabilité de 0,14) demandés par le médecin pour affiner son diagnostic. Ces examens complémentaires sont modélisés par les transitions en aval de la place P20, de T22 jusqu'à T28.

Une étape d'attente post-soin est modélisée par la place P29, où le patient attend les résultats des examens complémentaires. Ensuite, dès que le médecin est disponible, il procède à une deuxième évaluation d'état de patient (T37 pour EP1/EP2 / T39 pour EP3/EP4) et décide s'il peut rentrer chez lui (T43) ou s'il doit être hospitalisé (T41). A la fin, le processus se termine par un nettoyage de box et sa préparation à la consultation suivante (T45-T46).

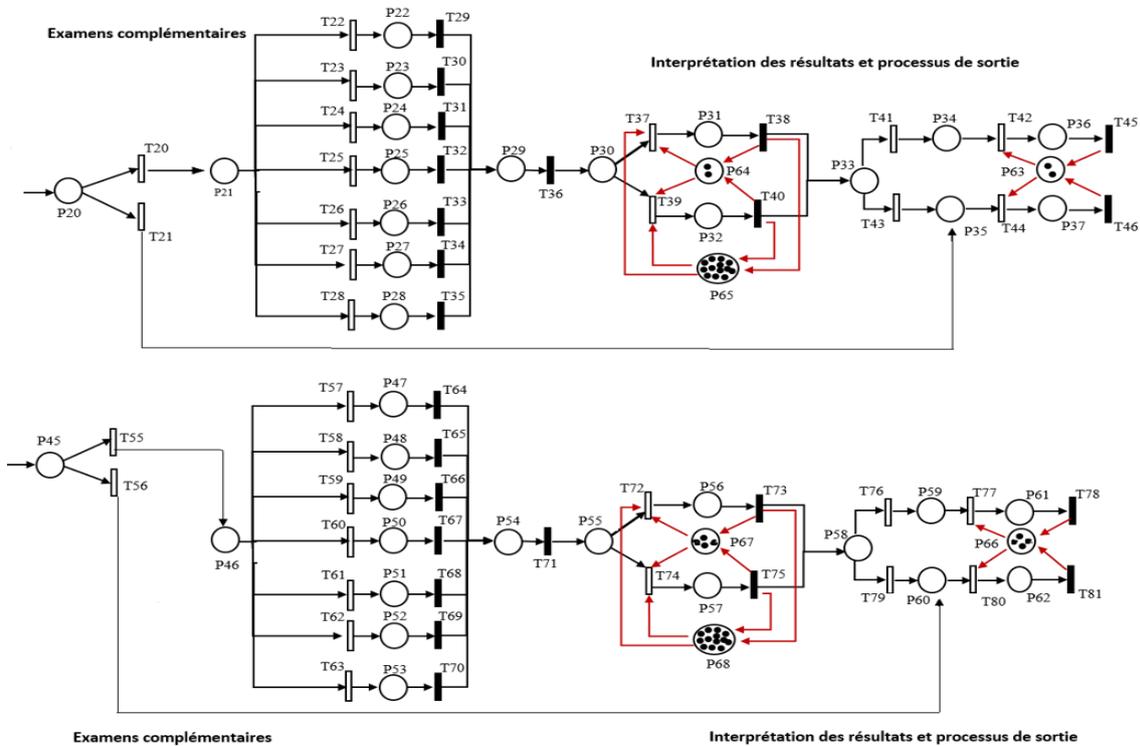
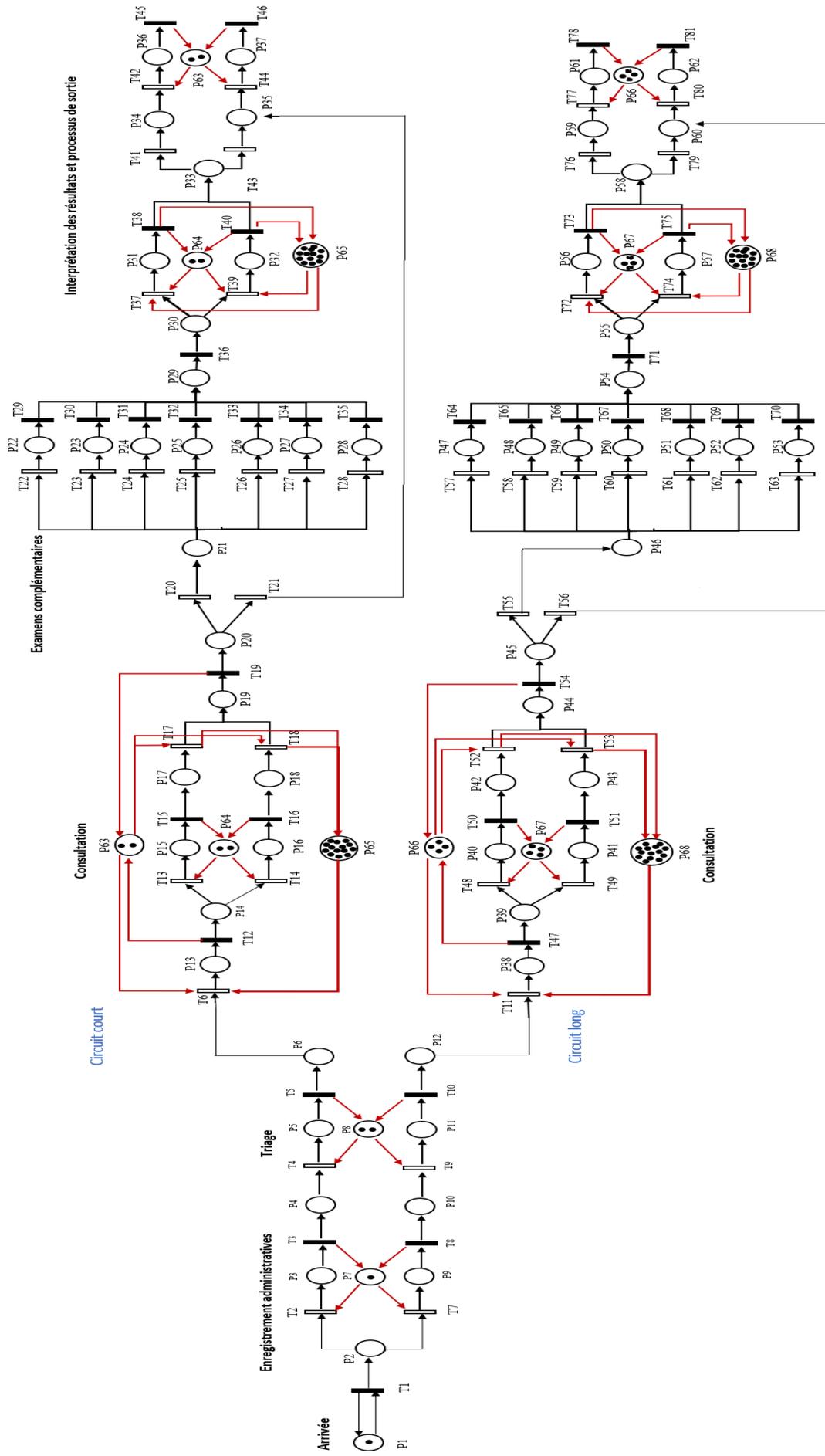


FIGURE 3.26 – Processus de soins du patient de la sortie de la première consultation jusqu'à son hospitalisation ou son retour à domicile



Examen complémentaires

Interprétation des résultats et processus de sortie

FIGURE 3.27 – Modèle global de passage du patient dans le SU

3.4.4 Modélisation des données d'entrée

Afin d'analyser la dynamique du système, nous avons développé l'algorithme de simulation présenté dans la section 3.4.2 qui permet de déterminer l'évolution et les différents marquages du réseau. Nous avons utilisé les données figurant dans les Tableaux A.1, A.2 et A.3 dans l'Annexe A. Ce sont des données qui ont été récupérées de la BD du SU du CHT sur une période d'une année (Année 2019). Afin d'obtenir les meilleurs paramètres de configuration de notre modèle de simulation, nous avons suivi la même procédure de préparation, d'analyse et de modélisation des données présentée dans la section 3.3.2 .

Toutes les distributions des lois des services sont approximées par l'outil "Input Analyzer" du logiciel Arena. Les lois de distributions des temps opératoires et d'arrivée des patients sont présentées dans le Tableau A.3.

3.4.5 Test et validation du modèle

Afin d'analyser le comportement du système, les indices de performance suivants sont sélectionnés :

- Le temps moyen d'attente des patients.
- Le temps moyen de prise en charge des patients.

Notre modèle de simulation a été paramétré comme suivant :

- Horizon de simulation = 365 jours (Durée de collecte des données)
- Durée du warm-up= 1440 minutes (Durée d'échauffement du modèle qui suffit de le remplir et faire circuler les premiers jetons de transition source jusqu'à la transition puits).
- Nombre de réplifications = 5 réplifications.

Pour valider les résultats finaux du modèle de simulation avec le RdP, nous avons commencé dans un premier temps par la validation conceptuelle. Ensuite, nous avons comparé les performances réelles (année 2019) avec les performances simulées. Les résultats présentés dans le Tableau 3.6 montrent un écart inférieur à 10%, ce qui nous permet de valider notre modèle.

TABLE 3.6 – Erreur du modèle de simulation avec RdP

Performances	Réel (minutes)	Simulé (minutes)	Ecart
Temps moyen d'attente- Circuit court	73	66	10%
Temps moyen d'attente- Circuit long	93	101	9%
Temps moyen de prise en charge- Circuit court	122	133	9%
Temps moyen de prise en charge- Circuit long	387	372	4%

3.5 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons posé les bases des travaux qui sont présentés dans les deux chapitres suivants. Nous fournissons essentiellement les outils issus de la théorie des processus

stochastiques utilisés pour la modélisation et l'évaluation des systèmes.

Nous avons présenté les études de modélisation et d'évaluation des performances développées dans cette thèse, dont l'objectif principal est l'optimisation des flux de passage des patients dans le SU du CHT.

Pour les deux modèles développés, nous avons d'abord présenté le système étudié : les différents secteurs de soins, les personnels médicaux et paramédicaux et leurs rôles dans les processus de soins, les différentes catégories des patients qui composent les entités principales des modèles. Nous avons tracé ensuite le schéma de passage dans le service étudié et qui permet de schématiser les différents cas d'acheminements ainsi que les différents services du système.

Ensuite, nous avons analysé la grande masse des données que nous avons collectées de la BD du SU en passant par plusieurs étapes. L'objectif est de transformer les données brutes en des données exploitables pour la simulation. Nous avons défini les différentes données d'entrée et de sortie, et les temps opératoires des services sur lesquels nous nous sommes basés pour valider les modèles de simulation. Les indicateurs de performance ont montré que les résultats de la simulation sont assez proches de la réalité.

Le premier modèle de SED est développé avec le logiciel ARENA. Les résultats de simulation ont validé notre modèle (écart inférieur à 10% entre les performances réelles et les performances simulées) qui servira comme un outil efficient d'aide à la décision pour la planification et le dimensionnement des ressources humaines et matérielles. En effet, il sera utilisé pour tester différentes actions d'amélioration et concevoir de nouvelles opérations sur le système.

Un deuxième modèle de simulation a été développé avec les RdP. Ce modèle servira comme outil d'évaluation des performances et de prévision des temps d'attente pour les SU. L'avantage du RdP, c'est que c'est un modèle graphique performant qui permet de tracer les flux et pouvoir les valider par les professionnels. Avec cet outil graphique, nous avons passé un outil mathématique qui va nous faire la simulation flexible où on peut introduire plusieurs paramètres et lois de distributions. En plus, le gros avantage et l'originalité de l'utilisation du RdP comme modèle de prévision des temps d'attente des patients seront décrits dans le chapitre 5, où ce modèle sera paramétré différemment que dans ce chapitre.

Le modèle a été validé aussi avec un écart inférieur à 10% entre les performances réelles et les performances simulées. À notre connaissance, ce travail est le premier à utiliser un modèle RdP étendu comme outil de gestion et de prévision des temps d'attente pour les services d'urgence.

Les études présentées dans ce chapitre ont été limitées à la phase de simulation. En effet, cette étape est cruciale dans notre approche, puisqu'elle est la base de l'évaluation de tout type de modification \ amélioration apportée au système. Dans le chapitre suivant, nous nous intéressons à la planification et au dimensionnement des ressources humaines et matérielles pour l'optimisation du flux des patients représentées par le temps moyen d'attente et la qualité du SU.

Dimensionnement et planification des ressources

Sommaire

4.1	Introduction	79
4.2	Méthode exacte : MILP stochastique + SAA	80
4.2.1	Paramètres	81
4.2.2	Variables de décision	81
4.2.3	Modélisation par files d'attente	82
4.2.4	Formulation mathématique	83
4.2.5	Approche de résolution SAA	86
4.2.6	Etudes expérimentales	89
4.3	Méthode approchée : Couplage de la simulation et l'algorithme gé-	97
	nétique	
4.3.1	Couplage de la simulation et l'algorithme génétique	97
4.3.2	Développement de l'algorithme génétique	98
4.3.3	Résultats de l'optimisation et discussion	104
4.4	Méthode des scénarios	107
4.4.1	Processus décisionnel	107
4.4.2	Expérimentations et résultats	113
4.5	Conclusion	118

4.1 Introduction

L'encombrement et la demande croissante des activités des SU allongent le temps d'attente des patients et impactent l'usage optimal des ressources qui garantissent la qualité des soins. Dans ces conditions, les urgences nécessitent des ressources humaines et matérielles importantes mais qui sont limitées. Alors, les décideurs n'ont pas d'autre choix que de s'adapter.

En outre, le SU est situé dans un environnement incertain et non déterministe dans sa globalité : arrivées aléatoires des patients, état de gravité des patients non connu à priori, temps de traitements aléatoires. De ce fait, prendre les bonnes décisions pour le pilotage correct de l'activité du service s'avère être une tâche ardue.

L'objectif principal dans ce chapitre est de développer des méthodes et des systèmes de pilotage appropriés capables d'optimiser les ressources matérielles et humaines, ainsi que l'optimisation des coûts, afin d'assurer la meilleure qualité des soins aux patients (diminution des temps d'attente et des temps de prise en charge). Dans ce contexte, nous proposons :

1. Une méthode exacte basée sur un modèle linéaire mixte MILP stochastique considérant les incertitudes liées à l'arrivée des patients et les temps des services. Une technique des méthodes Monte Carlo "Sample Average Approximation" (SAA) a été utilisée pour rapprocher le modèle stochastique d'un modèle déterministe.
2. Une méthode approchée basée sur le couplage de l'algorithme génétique avec le modèle de simulation ARENA (comme évaluateur de la fonction objectif).
3. La méthode de «what-if» scénarios et la méthode d'analyse multicritère VIKOR pour améliorer la prise de décision à court et moyen terme en évaluant plusieurs scénarios.

4.2 Méthode exacte : MILP stochastique + SAA

Afin de réduire le temps d'attente total moyen des patients dans le SU du CHT, nous nous focalisons sur le problème de planification et de dimensionnement des ressources humaines (médicale et paramédicale) et matérielles (lit, box) en prenant en considération l'arrivée stochastique des patients et leurs temps de service aléatoires.

Une modélisation stochastique basée sur la programmation linéaire mixte est proposée. Cette dernière est résolue par une technique des méthodes Monte Carlo SAA. Nous considérons simultanément 5 files d'attente de patients qui représentent les 5 principales activités du SU : triage, examen circuit court, examen circuit long, examens complémentaires et l'affectation d'un patient à un lit.

Certains travaux comme Al-Refaie et al. [Oma+15] et Daldoul et al. [Dal+18] ont traité la même problématique. Toutefois, la contribution de ce travail par rapport à ces travaux consiste essentiellement à : premièrement, la prise en compte de toutes les ressources médicales et paramédicales ainsi que les ressources matérielles (lits) simultanément dans le modèle d'optimisation. Deuxièmement, et à notre connaissance, elle n'existe pas dans la littérature, l'utilisation des prévisions des arrivées des patients (Afilal et al., 2016) comme données d'entrée dans le modèle d'optimisation. Avec ces prévisions, nous adaptons ou affectons les ressources nécessaires pour répondre à la demande à long ou à court terme.

Afin de développer le modèle d'optimisation, nous commençons tout d'abord par l'introduction des paramètres et des variables de décision et le formalisme des files d'attente utilisé pour la modélisation du flux de passage des patients dans le SU. Ensuite, nous traduisons la logique de ce modèle de files d'attente sous forme de programme linéaire stochastique en nombres entiers. Le parcours des patients dans le système est représenté par des contraintes linéaires. Par la suite, nous expliquons l'approche de résolution SAA et nous clôturons par l'analyse des résultats des expérimentations.

4.2.1 Paramètres

T : Horizon de planification

t : Indice des différentes périodes de la journée $t \in [1..T]$

I : Nombre des différents types de ressources humaines.

i : Indice de type de ressources humaines disponibles $i \in [1..I]$

Q : Nombre total de files d'attente.

q : Indice de file d'attente associée à chaque box du SU $q \in [1..Q]$

$N_{i,q}$: Nombre maximal de chaque type de ressource humaine i , $\forall i \in [1..I], \forall q \in [1..Q]$, $q \neq 5$

Nb : Nombre total de lits

n : Nombre de ressources de chaque type $n \in [1..N_{i,q}]$

α_j : Coefficient associé au flux de patients servis dans le box de triage, $\forall j \in [1..2]$

β_j : Coefficient associé au flux de patients servis dans le box de consultation dans le circuit court, $\forall j \in [1..3]$

γ_j : Coefficient associé au flux de patients servis dans le box de consultation dans le circuit long, $\forall j \in [1..3]$

λ_j : Coefficient associé au flux de patients servis dans le box des examens complémentaires, $\forall j \in [1..2]$

TTi : Nombre d'heures de travail disponibles à planifier pour une ressource de type i .

LBD : Limite inférieure de la période de travail autorisée

UBD : Limite supérieure de la période de travail autorisée

$A_t(\omega)$: Variable aléatoire représentant le nombre d'arrivées de patients pendant la période t , pour chaque scénario ω .

$L_{i,n,t,q}(\omega)$: Variable aléatoire représentant les temps de service, qui est le nombre de patients que n ressources de type i peuvent servir pendant la période t pour chaque file d'attente q et pour chaque scénario ω .

4.2.2 Variables de décision

$$x_{i,n,t,q} = \begin{cases} 1, & \text{s'il y a exactement } n \text{ ressources de type } i \text{ travaillant à la période } t \\ & \text{au niveau du box } q, \forall q \in [1..Q], q \neq 5 \\ 0, & \text{sinon} \end{cases}$$

$P_{i,t,q}$: Nombre de ressources de type i nécessaires pour la période t au niveau du box q , $\forall i \in [1..I]$, $\forall q \in [1..Q]$, $q \neq 5$

$s_{i,t,q}$: Nombre de ressources de type i commençant leur travail à la période t au niveau du box q , $\forall i \in [1..I]$, $\forall q \in [1..Q]$, $q \neq 5$

$e_{i,t,q}$: Nombre de ressources de type i terminant leur travail à la période t au niveau du box q , $\forall i \in [1..I]$, $\forall q \in [1..Q]$, $q \neq 5$

sb_t : Nombre de lits occupés au début de la période t

eb_t : Nombre de lits libérés au début de la période t

b_t : Nombre de lits nécessaires pendant la période t

$W_{t,q}(\omega)$: Nombre de patients qui attendent d'être servis dans la file d'attente q au début de la période t , pour chaque scénario (ω).

$S_{t,q}(\omega)$: Nombre de patients servis dans la file d'attente q pendant la période t , pour chaque scénario (ω).

4.2.3 Modélisation par files d'attente

Les patients qui arrivent au SU du CHT suivent le processus décrit dans la Figure 3.3 (Chapitre 3). Ainsi, chaque processus peut être modélisé comme une file d'attente où les clients à servir sont les patients et le personnel de l'hôpital sont les serveurs qui gèrent ces services [Oma+15]. Présenté comme un système de file d'attente, la Figure 4.1 illustre le processus du patient dans le SU.

Deux circuits principaux existent : le circuit court et le circuit long. Dans le circuit court, il s'agit principalement de patients autonomes, qui n'ont pas besoin de soins paramédicaux importants. Ainsi, nous considérons cinq files d'attente : la première ($q=1$) est pour le processus de triage effectué par l'infirmière organisatrice d'accueil en collaboration avec un aide-soignant ; la deuxième ($q=2$) et la troisième ($q=3$) files d'attente sont pour les examens médicaux en circuits court et long respectivement. Ces files d'attente sont gérées par le personnel médical (médecin, interne) et paramédical (infirmier, soignant). La quatrième file d'attente est pour les examens complémentaires et est gérée par les infirmières. La cinquième file d'attente ($q=5$) est consacrée aux patients en attente d'être affectés à un lit aux urgences.

Dans le processus de triage ($S_{t,1}$), l'infirmière identifie l'état du patient et le circuit qu'il emprunte : soit le circuit court ($\alpha_1, S_{t,1}$), soit le circuit long ($\alpha_2, S_{t,1}$) respectivement selon les coefficients α_1 et α_2 . Une fois qu'un box approprié est libéré, le médecin procède à une première consultation ($S_{t,2}$ ou $S_{t,3}$ pour le circuit court et long respectivement) et décide si le patient a besoin d'examen complémentaires pour confirmer ou affiner son diagnostic ($\beta_1 S_{t,2} / \gamma_1 S_{t,3}$), pour être affecté à un lit ($\beta_2 S_{t,2}$ et $\gamma_2 S_{t,3}$) ou pour être renvoyé chez lui ($\beta_3 S_{t,2} / \gamma_3 S_{t,3}$). Dans le cas où des tests sont demandés, une deuxième évaluation est requise en circuit court ou long ($\lambda_1 S_{t,4}$ et $\lambda_2 S_{t,4}$ respectivement). Tous ces coefficients α_j β_j γ_j et λ_j

au SU, $\omega \in K$.

- M : Nombre des réplifications

La fonction objectif du modèle (4.1) est une approximation en temps discret du temps d'attente total des patients sur l'ensemble des scénarios. Cette approximation est donnée par $W_{t,q}$ moins $S_{t,q}$.

Le système est supposé initialement vide. Cette hypothèse est validée en commençant l'horizon de planification à une heure où il est raisonnable de dire que le système est vide ([Dal+18] ; [Oma+15]).

Dans le SU de CHT, ceci est vrai à environ 6h du matin (Figure 3.13).

Vu que le taux d'arrivée des patients varie au cours de la journée et que le temps de service nécessaire pour traiter chaque patient ne peut pas être estimé à l'avance, chaque scénario du modèle d'optimisation ω représente des distributions aléatoires des temps d'arrivée et des services.

La formulation stochastique du problème est la suivante :

$$(P) \quad \text{Min } E(\omega) \left[\sum_{t=1}^T \sum_{q=1}^Q (W_{t,q}(\omega) - (S_{t,q}(\omega))) \right] \quad (4.1)$$

- ☛ $E[.]$ est la valeur de l'espérance mathématique de temps d'attente en respectant la distribution des valeurs aléatoires.

Sous les contraintes :

$$W_{1,1}(\omega) = A_1(\omega) \quad (4.2)$$

$$W_{1,q}(\omega) = 0 \quad \forall q \in [2..Q] \quad (4.3)$$

$$S_{1,q}(\omega) = 0 \quad \forall q \in [2..Q] \quad (4.4)$$

- ☛ Pour chaque scénario, initialisation du nombre des patients dans chaque file d'attente.

$$W_{t,1}(\omega) = W_{t-1,1}(\omega) + A_t(\omega) - S_{t-1,1}(\omega) \quad \forall t \in [2..T] \quad (4.5)$$

$$W_{t,2}(\omega) = W_{t-1,2}(\omega) + \alpha_1 S_{t-1,1}(\omega) + \lambda_1 S_{t-1,1}(\omega) - S_{t-1,2}(\omega) \quad \forall t \in [2..T] \quad (4.6)$$

$$W_{t,3}(\omega) = W_{t-1,3}(\omega) + \alpha_2 S_{t-1,1}(\omega) + \lambda_2 S_{t-1,1}(\omega) - S_{t-1,3}(\omega) \quad \forall t \in [2..T] \quad (4.7)$$

$$W_{t,4}(\omega) = W_{t-1,4}(\omega) + \beta_1 S_{t-1,2}(\omega) + \gamma_1 S_{t-1,3}(\omega) - S_{t-1,4}(\omega) \quad \forall t \in [2..T] \quad (4.8)$$

$$W_{t,5}(\omega) = W_{t-1,5}(\omega) + \beta_2 S_{t-1,2}(\omega) + \gamma_2 S_{t-1,3}(\omega) - S_{t-1,5}(\omega) \quad \forall t \in [2..T] \quad (4.9)$$

- ☛ Mise à jour du nombre de patients dans chaque file d'attente, à chaque période de temps.

$$S_{t,q}(\omega) \leq W_{t,q}(\omega) \quad \forall t \in [1..T] \forall q \in [1..Q] \quad (4.10)$$

- ☛ Spécification d'une limite logique pour le nombre de patients servis pendant chaque période, qui ne peut pas dépasser le nombre de patients dans la file d'attente.

$$S_{t,1}(\omega) \leq \sum_{n=1}^{N_{i,1}} L_{i,n,t,1}(\omega) \times x_{i,n,t,1} \quad \forall t \in [1..T], \forall i \in [1..I] \quad (4.11)$$

$$S_{t,2}(\omega) \leq \sum_{n=1}^{N_{i,2}} L_{i,n,t,2}(\omega) \times x_{i,n,t,2} \quad \forall t \in [1..T], \forall i \in [1..I] \quad (4.12)$$

$$S_{t,3}(\omega) \leq \sum_{n=1}^{N_{i,3}} L_{i,n,t,3}(\omega) \times x_{i,n,t,3} \quad \forall t \in [1..T], \forall i \in [1..I] \quad (4.13)$$

$$S_{t,4}(\omega) \leq \sum_{n=1}^{N_{i,4}} L_{i,n,t,4}(\omega) \times x_{i,n,t,4} \quad \forall t \in [1..T], \forall i \in [1..I] \quad (4.14)$$

$$S_{t,5}(\omega) \leq b_t \quad \forall t \in [1..T] \quad (4.15)$$

- ☛ Limitation du nombre de patients servis dans chaque file d'attente, à chaque période de temps.

$$\sum_{t=1}^T P_{i,t,q} \leq TT_i \quad \forall i \in [1..I], \forall q \in [1..Q] q \neq 5 \quad (4.16)$$

- ☛ Limitation du nombre de chaque type de ressources disponibles pour chaque période de temps.

$$\sum_{t=1}^T (s_{i,t,q} - e_{i,t,q}) = 0 \quad \forall i \in [1..I], \forall q \in [1..Q] q \neq 5 \quad (4.17)$$

$$P_{i,t,q} = \sum_{t'=2}^t (s_{i,t',q} - e_{i,t',q}) + P_{i,1,q} \quad \forall t \in [2..T], \forall i \in [1..I], q \in [1..Q], q \neq 5 \quad (4.18)$$

$$P_{i,1,q} = P_{i,T,q} + s_{i,t,q} - e_{i,1,q} \quad \forall i \in [1..I], q \in [1..Q], q \neq 5 \quad (4.19)$$

- ☛ Contraintes logiques qui définissent la plage des valeurs que les variables P , s , et e peuvent prendre.

$$\sum_{t'=t+1}^{\text{mod}(t+LBD, T+1)} e_{i,t',q} \leq (P_{i,t,q} - s_{i,t,q}) \quad \forall t \in [1..T], \forall i \in [1..I], q \in [1..Q], q \neq 5 \quad (4.20)$$

- ☛ Assurer qu'il y a au moins $s_{i,t,q}$ ressources de type i ne termineront pas leur travail de l'instant t à $(t + LBD)$, pour chaque file d'attente q .

$$\sum_{t'=t+1}^{\text{mod}(t+UBD+1,T+1)} e_{i,t',q} \leq P_{i,t,q} \quad \forall t \in [1..T], \forall i \in [1..I], q \in [1..Q], q \neq 5 \quad (4.21)$$

☛ Assurer qu'il y a au moins $p_{i,t,q}$ ressources de type i terminant leur travail de l'instant $t+1$ jusqu'à $(t + UBD + 1)$.

$$b_1 = NB \quad (4.22)$$

$$eb_1 = NB \quad (4.23)$$

$$sb_1 = 0 \quad (4.24)$$

☛ Initialisation du nombre de lits existants, occupés et libérés.

$$b_t = b_{t-1} + eb_t - sb_t \quad \forall t \in [2..T] \quad (4.25)$$

☛ Définition du nombre de lits disponibles à chaque période de temps.

$$\sum_{n=1}^{N_{i,q}} (n \times x_{i,n,t,q}) = P_{i,t,q} \quad \forall t \in [1..T], \forall i \in [1..I], q \in [1..Q] q \neq 5 \quad (4.26)$$

$$\sum_{n=1}^{N_{i,q}} x_{i,n,t,q} = 1 \quad \forall t \in [1..T], \forall i \in [1..I], q \in [1..Q] q \neq 5 \quad (4.27)$$

☛ Affectation d'une valeur à la variable x qui est utilisée pour limiter le nombre obtenu dans les contraintes (4.11) jusqu'à (4.15).

$$P_{i,t,q} \geq 1 \quad \forall t \in [1..T], \forall i \in [1..I], q \in [1..Q] q \neq 5 \quad (4.28)$$

$$P_{i,t,q} \geq s_{i,t,q} + 1 \quad \forall t \in [1..T], \forall i \in [1..I], q \in [1..Q] q \neq 5 \quad (4.29)$$

☛ Contraintes opérationnelles qui assurent qu'il y a différents moments de la journée où les ressources de type i commencent leur travail et qu'il y a au moins une ressource de chaque type présente à chaque période de temps.

4.2.5 Approche de résolution SAA

Pour résoudre notre modèle stochastique (P) en prenant en compte l'incertitude liée aux temps d'attente des patients, leurs arrivées et leurs temps de service, nous utilisons la méthode SAA.

Cette méthode a été proposée par Shapiro et Homem-de-Mello, 1998 [SM98], et son principe consiste à approximer la valeur de la fonction objectif (4.1) par les moyennes des scénarios. L'approximation de la moyenne des scénarios qui en résulte est ensuite résolue par une procédure d'optimisation déterministe appropriée.

Pour chaque période t , nous générons K échantillons aléatoires indépendants identiquement distribués A_t^1, \dots, A_t^K et $L_{i,n,t,q}^1, \dots, L_{i,n,t,q}^K$ représentant respectivement K réalisations d'arrivée des patients A_t et K réalisations de temps opératoires de service $L_{i,n,t,q}$.

Soient \hat{V}_k et V^* respectivement les valeurs optimales du problème SAA et du vrai problème (solution basée sur la configuration réelle). Soit M le nombre de répliques. Alors, en générant M échantillons indépendants des paramètres incertains s (A_t et $L_{i,n,t,q}$), dont chacun de taille K , et en résolvant les problèmes SAA correspondants, nous obtenons M valeurs objectives optimales (V_K^1, \dots, V_K^M).

Il est évident que $E[\hat{V}_k] \leq V^*$, alors la valeur $\bar{V}_K^M = \frac{1}{M} \sum_{m=1}^M \bar{V}_K^m$ est un estimateur non biaisé de $E[\hat{V}_K]$ et donc une borne inférieure de la valeur optimale V^* ([ASS02]; [MMW99]).

Nous résumons le principe de la méthode SAA dans la Figure 4.2.

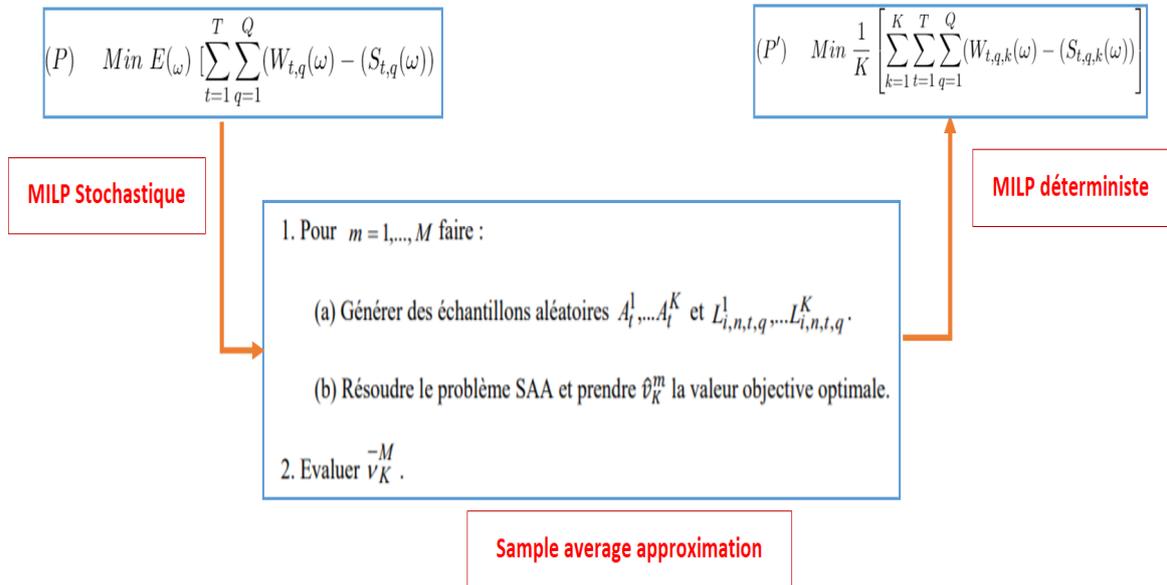


FIGURE 4.2 – Méthode SAA

Les espérances mathématiques dans la fonction objectif (1) sont approximées par leurs moyennes d'échantillons. Par conséquent, le problème stochastique (P) peut être approché par le problème SAA (P') suivant :

$$(P') \quad \text{Min } \frac{1}{K} \left[\sum_{k=1}^K \sum_{t=1}^T \sum_{q=1}^Q (W_{t,q,k}(\omega) - (S_{t,q,k}(\omega))) \right] \quad (4.30)$$

Sous contraintes

$$W_{1,1,k}(\omega) = A_{1,k}(\omega) \quad \forall k \in [1..K] \quad (4.31)$$

$$W_{1,q,k}(\omega) = 0 \quad \forall q \in [2..Q], \forall k \in [1..K] \quad (4.32)$$

$$S_{1,q,k}(\omega) = 0 \quad \forall q \in [2..Q], \forall k \in [1..K] \quad (4.33)$$

$$W_{t,1,k}(\omega) = W_{t-1,1,k}(\omega) + A_{t,k}(\omega) - S_{t-1,1,k}(\omega) \quad \forall t \in [2..T], \forall k \in [1..K] \quad (4.34)$$

$$W_{t,2,k}(\omega) = W_{t-1,2,k}(\omega) + \alpha_1 S_{t-1,1,k}(\omega) + \lambda_1 S_{t-1,1,k}(\omega) - S_{t-1,2,k}(\omega) \quad \forall t \in [2..T], \forall k \in [1..K] \quad (4.35)$$

$$W_{t,3,k}(\omega) = W_{t-1,3,k}(\omega) + \alpha_2 S_{t-1,1,k}(\omega) + \lambda_2 S_{t-1,1,k}(\omega) - S_{t-1,3,k}(\omega) \quad \forall t \in [2..T], \forall k \in [1..K] \quad (4.36)$$

$$W_{t,4,k}(\omega) = W_{t-1,4,k}(\omega) + \beta_1 S_{t-1,2,k}(\omega) + \gamma_1 S_{t-1,3,k}(\omega) - S_{t-1,4,k}(\omega) \quad \forall t \in [2..T], \forall k \in [1..K] \quad (4.37)$$

$$W_{t,5,k}(\omega) = W_{t-1,5,k}(\omega) + \beta_2 S_{t-1,2,k}(\omega) + \gamma_2 S_{t-1,3,k}(\omega) - S_{t-1,5,k}(\omega) \quad \forall t \in [2..T], \forall k \in [1..K] \quad (4.38)$$

$$S_{t,q,k}(\omega) \leq W_{t,q,k}(\omega) \quad \forall t \in [1..T] \quad \forall q \in [1..Q], \forall k \in [1..K] \quad (4.39)$$

$$S_{t,1,k}(\omega) \leq \sum_{n=1}^{N_{i,1}} L_{i,n,t,1,k}(\omega) \times x_{i,n,t,1} \quad \forall t \in [1..T], \forall k \in [1..K], \forall i \in [1..I] \quad (4.40)$$

$$S_{t,2,k}(\omega) \leq \sum_{n=1}^{N_{i,2}} L_{i,n,t,2,k}(\omega) \times x_{i,n,t,2} \quad \forall t \in [1..T], \forall k \in [1..K], \forall i \in [1..I] \quad (4.41)$$

$$S_{t,3,k}(\omega) \leq \sum_{n=1}^{N_{i,3}} L_{i,n,t,3,k}(\omega) \times x_{i,n,t,3} \quad \forall t \in [1..T], \forall k \in [1..K], \forall i \in [1..I] \quad (4.42)$$

$$S_{t,4,k}(\omega) \leq \sum_{n=1}^{N_{i,4}} L_{i,n,t,4,k}(\omega) \times x_{i,n,t,4} \quad \forall t \in [1..T], \forall k \in [1..K], \forall i \in [1..I] \quad (4.43)$$

$$S_{t,5,k}(\omega) \leq b_t \quad \forall t \in [1..T], \forall k \in [1..K] \quad (4.44)$$

Le reste des contraintes, de (4.16) à (4.29), sont celles considérées dans le modèle stochastique (P). La solution optimale du problème déterministe approché (P') doit converger vers la solution optimale du problème stochastique (P) lorsque K augmente [Lam+08]. La complexité du problème est due au grand nombre de contraintes et à l'existence de variables entières et binaires, qui sont liées au nombre d'échantillons.

4.2.6 Etudes expérimentales

4.2.6.1 Modélisation des données d'entrées

Tous les paramètres aléatoires de notre modèle (le nombre d'arrivées des patients et les temps de service) et l'historique de performances ont été récupérés de la base de données ResUrgences du SU. Afin de les exploiter, ces données brutes ont été analysées et traitées suivant le processus présenté dans le chapitre 3.

L'approche métier et les contraintes de réglementation du travail nous ont amenées à définir 4 tranches de 6h réparties sur la journée dans lesquelles l'effectif médical et paramédical est interchangeable. Dans ce contexte, nous supposons que l'horizon de planification est égal à 6 heures et que la période de temps est égale à 1 heure. Pour chaque période, nous avons récupéré le nombre d'arrivées de patients, leurs temps de service dans chaque box de consultation, le nombre de ressources humaines présentes, leur temps d'attente dans chaque file, etc. Puis, nous avons utilisé "Input Analyzer" du logiciel Arena pour la modélisation et l'ajustement des lois de probabilité de ces données (Tableau 4.1).

Comme nous l'avons mentionné précédemment, nous avons pris en compte 5 files d'attente : triage, examen médecin de circuit court, examen médecin de circuit long, examens complémentaires et affectation d'un patient à un lit. Notre objectif consiste à minimiser le temps d'attente total moyen des patients.

TABLE 4.1 – Lois de Distribution des temps d'arrivée et des services

	Loi de distribution (min)
Arrivées des patients	0.5 + GAMM(7.72, 1.47)
Triage	0.5 + GAMM(6.84, 1.48)
Consultation CC	0.5 + EXPO(6.12)
Consultation CL	0.5 + GAMM(2.1, 1.56)
Examens complémentaires	0.5 + EXPO(2.56)

4.2.6.2 Analyse des résultats

Pour résoudre le modèle, nous utilisons le solveur commercial IBM ILOG CPLEX 12.5 sur un ordinateur Dell ayant les caractéristiques suivantes : CPU Intel (R) Core (TM) i5-8350U avec 1,7 GHz et 16 Go de mémoire.

Pour évaluer la performance de l'approche proposée, nous avons utilisé les lois d'arrivées et des services pour générer K scénarios différents. Pour chaque scénario k , les dates d'arrivée sont notés A_t^k , et les temps des services sont notés L_t^k .

Pour évaluer la performance de l'approche proposée, nous avons fait varier le nombre de scénarios K . Les différentes valeurs de K sont [5, 10, 20, 30, 40, 50] et pour chacune de ces valeurs, nous exécutons le modèle avec sept répliquations différentes pour avoir sept solutions optimales de Monte Carlo.

Les résultats sont présentés dans le Tableau 4.2. Ainsi, pour chaque K, nous présentons les valeurs de temps d'attente total des patients minimal, moyen et maximal et le temps de calcul moyen (CPU). Quand une solution ne peut être trouvée, '-' est indiqué.

TABLE 4.2 – Résultats expérimentaux

Nombre de scénarios (K)	Temps d'attente total minimal (min)	Temps d'attente total moyen (min)	Temps d'attente total maximal (min)	CPU(secondes)
5	16,6	30,97	44,8	0,34
10	26,8	32,98	37,6	0,7
20	29,7	35,48	45,3	2,6
30	29,13	34,12	38,56	10,4
40	31,32	34,60	38,57	2700
50	32,72	35,83	40,34	5220
60	-	-	-	8460

Par la suite, pour chaque valeur de K et pour toutes les répliquions M, nous représentons les courbes de temps d'attente total des patients minimal, moyen et maximal (Figure 4.3). Il est clair que le temps d'attente se stabilise pour environ K = 30 scénarios. Nous remarquons que plus K est grand, plus la solution tend vers la convergence.

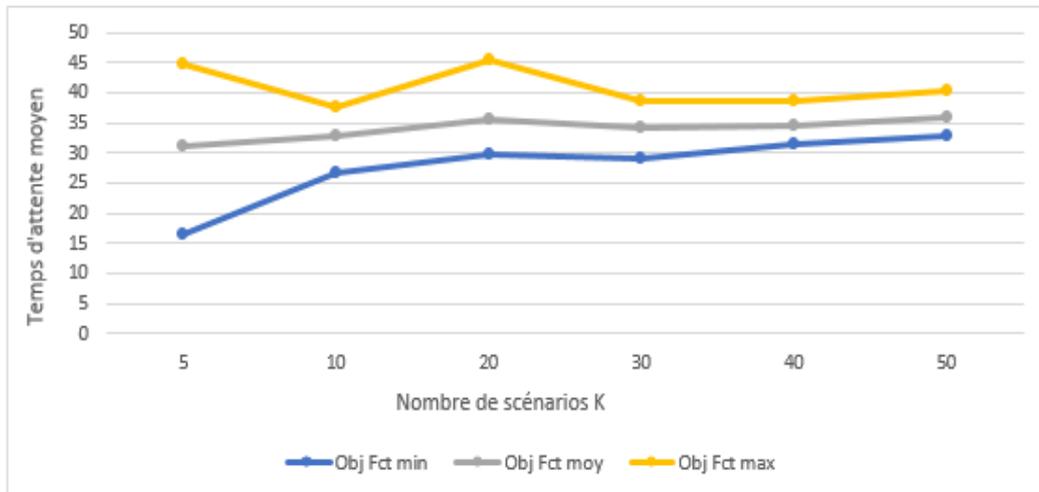


FIGURE 4.3 – Variation du temps d'attente total minimal, moyen et maximal des patients en fonction de K

Les résultats de l'optimisation sont présentés dans la Figure 4.4. Nous considérons 30 scénarios et nous présentons les résultats des configurations proposées comme suit :

- Premièrement, la performance (le temps d'attente total des patients) de la configuration actuelle du système des urgences, qui correspond à la moyenne des différents scénarios réels.
- Deuxièmement, la performance du modèle de reproduction (**Configuration 1**), dans lequel le même nombre de ressources disponibles à l'urgence est pris en compte, est affichée

pour évaluer la robustesse de notre modèle.

- Troisièmement, la performance du modèle d'optimisation (**Configuration 2**) est affichée. À l'aide de ce modèle, nous mesurons l'impact de l'optimisation du nombre de ressources médicales et paramédicales sur chaque file d'attente q . Dans nos expériences, nous considérons que le nombre maximum de personnel médical et paramédical par période est égal à 3 et que le nombre de lits est de 17.

La Figure 4.4 montre que le temps d'attente total de patients associé à la configuration 1 (32.19 minutes) est proche du temps d'attente total réel (41.12 minutes). Pour la configuration 2, notre modèle améliore la performance de 36 % en diminuant le temps d'attente total 32.19 minutes à 20.4 minutes. Les résultats de l'optimisation montrent que la réduction du temps d'attente total des patients nécessite l'ajout de ressources dans certaines périodes et files d'attente.

Période	Données réelles simulées						Modèle de reproduction (Configuration 1)						Modèle d'optimisation (Configuration 2)					
	T1	T2	T3	T4	T5	T6	T1	T2	T3	T4	T5	T6	T1	T2	T3	T4	T5	T6
Infirmière de triage	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	3	3	3	3	3
Infirmière dans le circuit court	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	3	3	3	3
Infirmière dans le circuit long	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	1	1	3	3	3	3
Infirmière (examens complémentaires)	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	3	3	3
Aide-soignant de triage	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
Aide-soignant dans le circuit court	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	3	3	3	3
Aide-soignant dans le circuit long	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	3	3	3	3
Interne dans le circuit court	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	3	3	3
Interne dans le circuit long	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	3	3	3
Médecin dans le circuit court	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	3	3	3	3
Médecin dans le circuit long	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	3	3	3
Lits	17	17	17	17	17	17	17	17	17	17	17	17	17	14	14	13	17	17
Temps d'attente total moyen (minutes)	41.12 minutes						32.19 minutes						20.4 minutes					

FIGURE 4.4 – Résultats de l'optimisation des ressources humaines et matérielles

Remarques :

Nous remarquons dans le Tableau 4.2 que le problème est difficile à résoudre. Les instances de petites tailles ($k= 5, 10, 20, 30$) sont résolues à l'optimalité. Pour les moyennes et grandes instances, le temps de calcul est important. En effet, le modèle CPLEX est incapable de donner une solution, à partir d'un nombre de scénarios $K= 60$ ("Out of memory").

On ne peut pas nier que l'algorithme SAA peut donner de bonnes solutions statistiquement garanties. Cependant, il est coûteux en termes de faisabilité computationnelle. En revanche, le problème étudié est complexe due au grand nombre de contraintes et à l'existence de variables entières et binaires, qui sont liées au nombre d'échantillons.

Ainsi, le SAA dépend fortement du nombre de scénarios K . En effet, le nombre de variables augmente de manière linéaire avec le nombre de scénarios.

Non seulement, le nombre des scénarios impacte le temps de calcul, mais il y a aussi le nombre de patients dans les files d'attente. Ainsi, il n'augmente pas le nombre de variables, mais seulement la portée que les variables peuvent prendre.

4.2.6.3 Intégration des prévisions d'arrivée des patients

Dans notre travail, nous utilisons le modèle de prévision développé par [Afi+16b] au SU du CHT pour prédire le nombre de patients chaque jour. Il a été montré que le pourcentage de patients arrivant par heure ne change pas d'une journée à une autre (i.e. $x\%$ des patients arrivent entre 6h et 7h). En conséquence, nous avons pu utiliser le modèle de prévision pour estimer le nombre d'arrivées de patients par heure (valeur estimée des arrivées \times pourcentage d'arrivées par heure). Cette valeur ne change pas en fonction du scénario.

• Logiciel de prévisions du nombre de patients dans le service des urgences : **Opta Urgences**

En collaboration avec le Laboratoire d'Optimisation des Systèmes Industriels (LOSI) de l'Université de Technologie de Troyes et le Centre Hospitalier de Troyes, OPTA LP a développé une solution qui répond aux besoins des personnels du CHT. Un logiciel de prévisions du nombre de patients dans le service des urgences, nommé Opta Urgences, a été développé et mis en place dans le SU du CHT.

Basés sur des modèles de prévision [Afi17], Opta Urgences permet l'estimation de l'afflux des patients dans le SU à court (prévision journalière), moyen (prévisions hebdomadaires), et long terme (prévisions mensuelles) :

- Pour le court terme, Opta Urgences présente les prévisions des arrivées des patients pour un jour donné. Elle permet de visualiser les valeurs de l'afflux total des patients, les patients à hospitaliser (patients de catégorie EP3 + EP4) et ceux à ne pas hospitaliser. Les bornes inférieures et supérieures de ces valeurs sont indiquées également.

Un exemple de prévision journalière est présenté dans la Figure 4.5.

- Pour le moyen terme, Opta Urgence présente sous forme d'un tableau les prévisions des

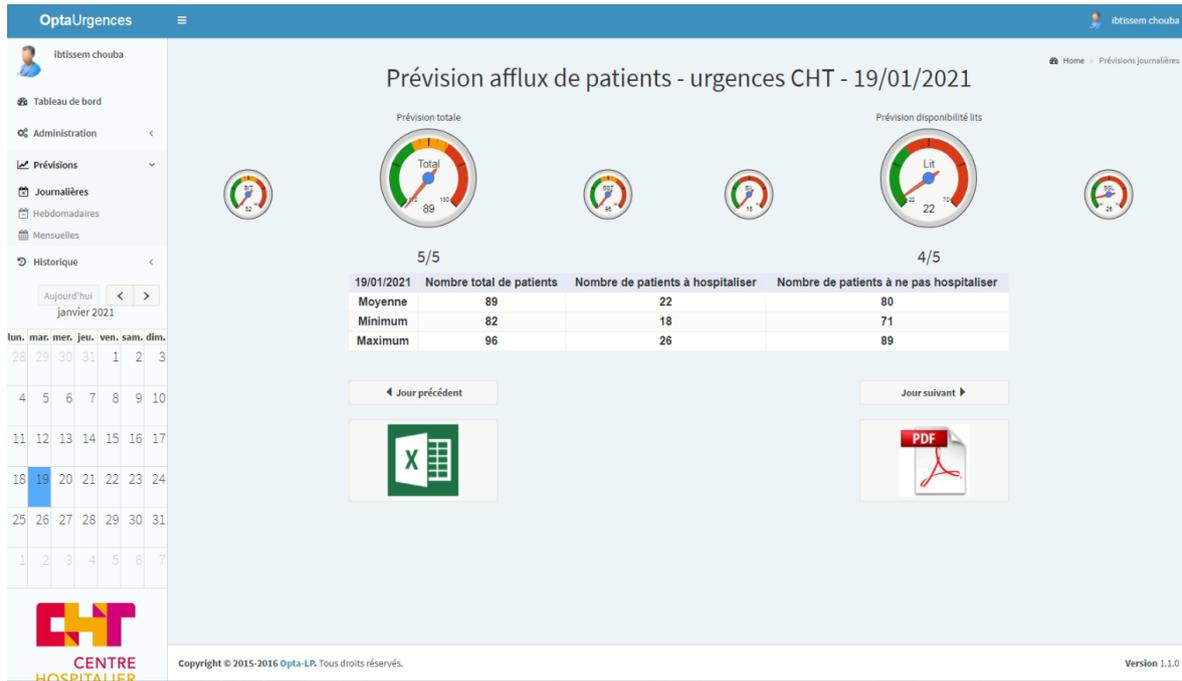


FIGURE 4.5 – Opta Urgences : Prévisions journalières

arrivées totales des patients, ainsi que les patients hospitalisés (patients de catégorie EP3 et EP4) sur une semaine donnée. Les bornes inférieures et supérieures de ces valeurs sont indiquées aussi.

Un exemple de prévision hebdomadaire est présenté dans la Figure 4.6.

- Pour le long terme, Opta Urgences présente sous forme d'un calendrier mensuel les prévisions des arrivées total des patients, ainsi que les patients hospitalisés (patients de catégorie EP3 et EP4) sur un mois donné.

Sur ce calendrier, deux icônes se présentent : un smiley de couleur verte, jaune ou rouge qui indique la valeur prévue des arrivées de patients pour chaque jour du moi, et une icône de lit de couleur verte ou rouge indiquant si le nombre prévu des patients hospitalisés dépasse ou pas le nombre de lits disponibles dans l'UHCD.

Un exemple de prévision mensuelle est présenté dans la Figure 4.7.

- Outre ces prévisions, ce logiciel contient un module d'historique des performances, à travers lequel l'utilisateur peut comparer les prévisions fournies par les modèles de prévision et le flux réel observé pendant une période donnée. Le résultat de cette requête sera affiché sur une courbe qui présente les valeurs prévues ainsi que les bornes inférieures et les bornes supérieures.

Un exemple d'historique des performances est présenté dans la Figure 4.8.

Nous choisissons de tester le modèle avec des données de prévision du mois de novembre

CHAPITRE 4. DIMENSIONNEMENT ET PLANIFICATION DES RESSOURCES

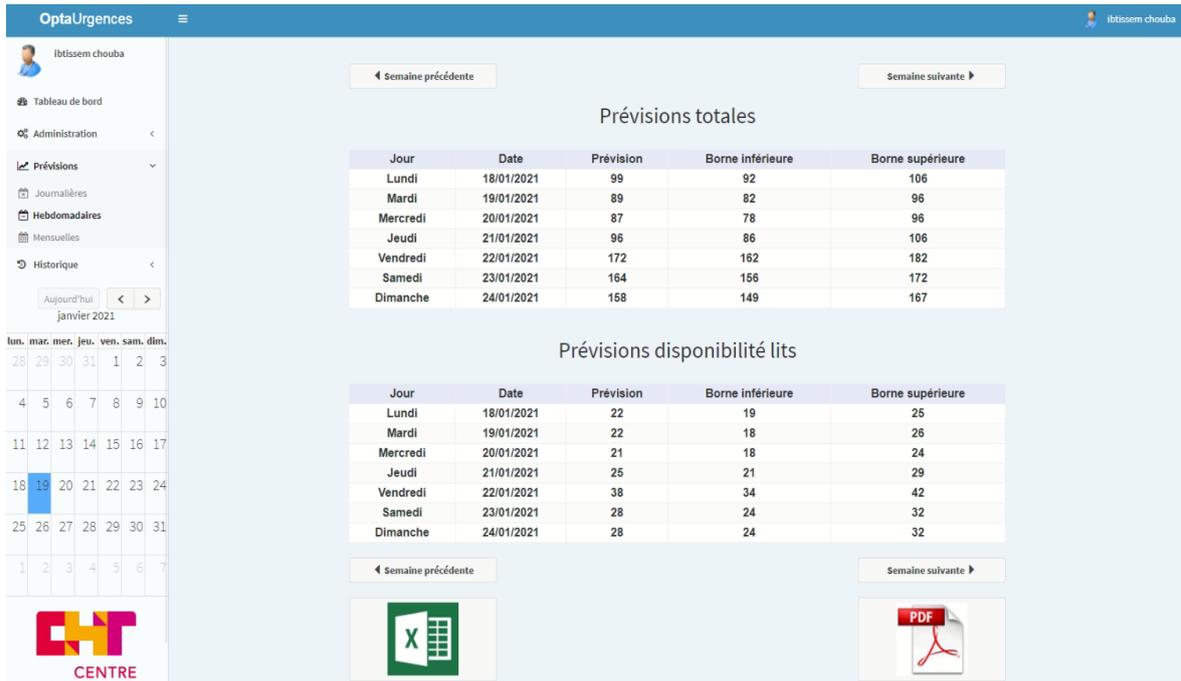


FIGURE 4.6 – Opta Urgences : Prévisions hebdomadaires



FIGURE 4.7 – Opta Urgences : Prévisions mensuelles

2019 (Figure 4.9). La performance des prévisions de ce mois est égale à 93,08 %. Nous choisissons précisément des données du 29 novembre 2019 où l'erreur absolue moyenne entre les prévisions d'arrivée et l'observation est égale à zéro et le nombre d'arrivées de patients est

CHAPITRE 4. DIMENSIONNEMENT ET PLANIFICATION DES RESSOURCES

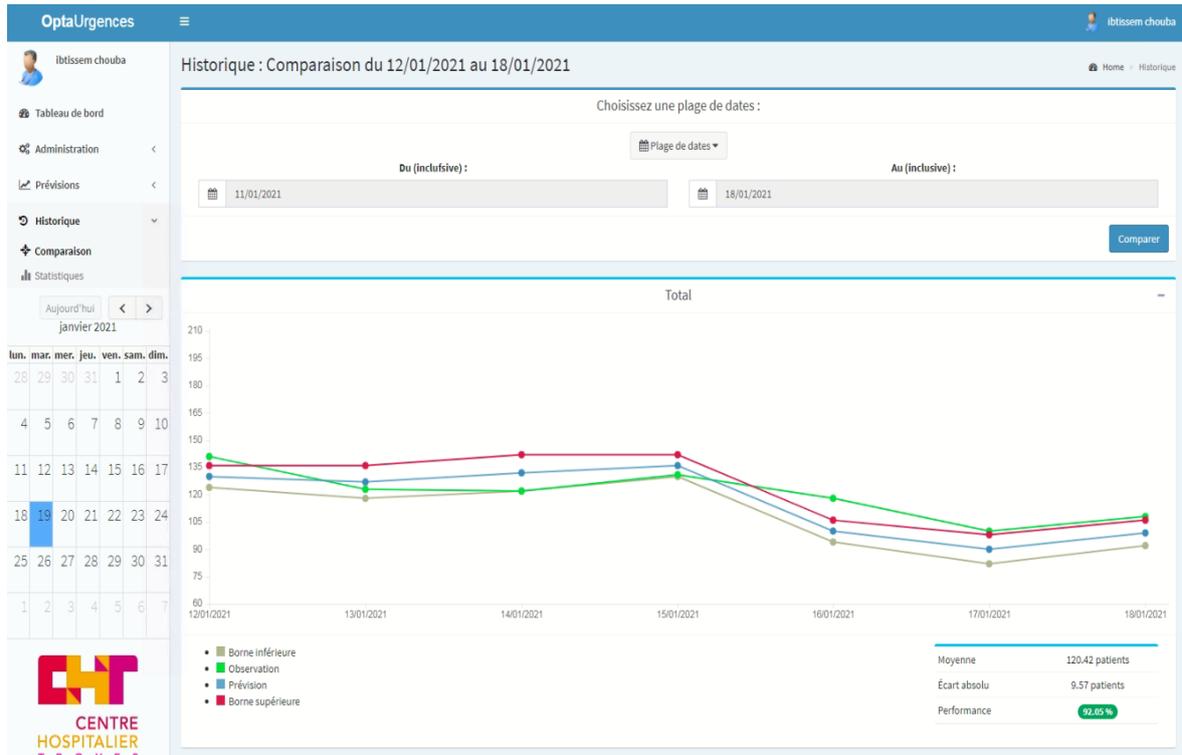


FIGURE 4.8 – Opta Urgences : Historique des performances

supérieur de 10% à l'arrivée quotidienne moyenne. Cela permet de tester la sensibilité et la robustesse du modèle pendant une période d'épidémie par exemple.

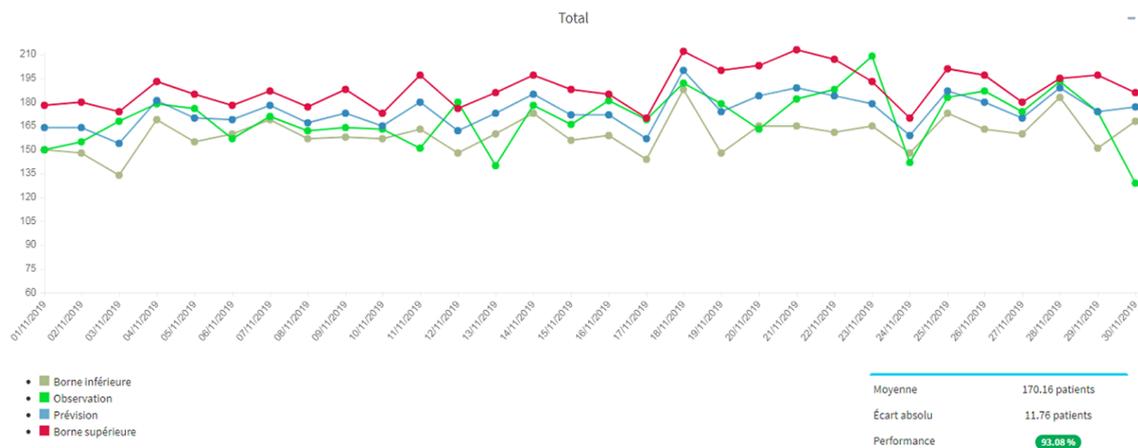


FIGURE 4.9 – Prévisions d'arrivée des patients [Afi+16b]

En comparant les configurations optimales, nous constatons que le nombre de médecins reste stable en circuit long, sauf dans les deux premières périodes. Cependant, pour le circuit court, nous devons ajouter deux médecins en moyenne.

Les résultats obtenus par la méthode proposée montrent qu'elle permet d'ajuster de ma-

Période	Médecin dans le circuit court						Médecin dans le circuit long						Temps d'attente total moyen (minutes)	CPU (secondes)
	T1	T2	T3	T4	T5	T6	T1	T2	T3	T4	T5	T6		
Configuration réelle	1	1	1	1	1	1	2	2	2	2	2	2	71.37	1.27
Configuration optimale	1	1	3	3	3	3	1	1	2	2	2	2	54.9	

FIGURE 4.10 – Résultats de l’optimisation des ressources humaines et matérielles en fonction des prévisions d’arrivée des patients

nière appropriée le nombre de ressources humaines et matérielles, depuis l’arrivée du patient aux urgences jusqu’à sa sortie ou son affectation aux lits d’urgence, en tenant compte des incertitudes liées à l’arrivée des patients et aux temps des services.

Contrairement à la plupart des travaux existants, notre étude envisage d’optimiser toutes les ressources humaines et matérielles utilisées dans le processus global du patient. De plus, à notre connaissance, c’est le premier travail qui considère l’utilisation des prévisions d’arrivée des patients comme données d’entrée pour aider le décideur à planifier quotidiennement les ressources humaines et matérielles.

En raison du temps de calcul très important pour les grandes instances et vu la complexité de problème, nous avons opté pour une méthode basée sur le couplage de la simulation et l’algorithme génétique. Cette approche fera l’objet de notre étude dans la section suivante.

4.3 Méthode approchée : Couplage de la simulation et l'algorithme génétique

Nous avons proposé dans la section précédente un MILP stochastique pour le problème de dimensionnement de ressources humaines et matérielles au SU en prenant en considération les incertitudes liées à l'arrivée des patients et les temps de service. Cependant, vu que le problème est NP difficile et qu'il comporte de nombreuses variables de pilotage, sa résolution est complexe sur les grandes instances et le temps de calcul est très important.

Une optimisation basée uniquement sur l'utilisation de relations théoriques et de règles expérimentales n'est pas suffisante pour traiter des cas complexes. Ainsi, une structure intelligente d'optimisation s'est avérée nécessaire pour résoudre ce problème.

C'est dans ce contexte que nous proposons une approche qui porte sur le couplage de la simulation et l'optimisation. Nous avons utilisé notre modèle de SED développé avec ARENA (présenté dans le chapitre 3) comme évaluateur de performances et l'algorithme génétique comme méthode approchée d'optimisation.

En outre, les solutions de qualité peuvent être obtenues pour un temps de calcul relativement court, même si cette méthode ne garantit pas l'optimalité des solutions. Cela contraste avec les méthodes exactes, qui sont coûteuses en termes de temps de calcul et de mémoire, et qui sont limitées à mesure que la taille du problème augmente.

4.3.1 Couplage de la simulation et l'algorithme génétique

Une fois validé, le modèle de simulation du système étudié réagit comme une boîte noire dans cette approche. Ainsi, il récupère en entrée des paramètres de pilotage fournis par l'utilisateur et il produit des variables d'analyse en sortie.

Par conséquent, le modèle de simulation a besoin d'être alimenté par des combinaisons de variables de décision de façon répétitive par l'utilisateur. Ceci n'est possible qu'avec des cas simples, lorsque le nombre de variables et de combinaisons à tester est faible. De plus, il est possible avec un temps de réponse faible de simulation de tester de façon exhaustive toutes les combinaisons.

En revanche, cette démarche n'est plus utile dès que le nombre de combinaisons devient important. À ce niveau, il est important de mettre en place un algorithme d'optimisation et de le coupler avec un modèle de simulation.

La méthode d'optimisation transmet les valeurs des paramètres de décision au module de simulation. Le module de simulation se charge donc d'évaluer les solutions avec ces paramètres de décision suggérés. Les résultats sont ainsi communiqués au module d'optimisation pour la mise en œuvre des diverses étapes de l'algorithme adopté (sélection, croisement et mutation par exemple pour les algorithmes génétiques) et pour suggérer de nouveaux paramètres de décision à évaluer. Ces étapes sont répétées jusqu'à la satisfaction d'un critère d'arrêt. Lorsque ce critère d'arrêt est satisfait, on peut avoir le résultat final qui peut être la solution optimale,

ou la meilleure solution établie pour le problème étudié (Figure 4.11).

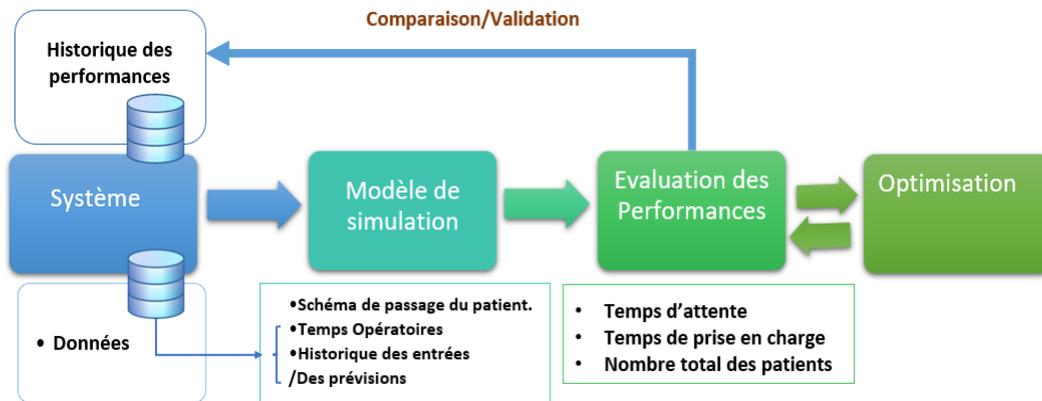


FIGURE 4.11 – Couplage simulation-optimisation

Dans notre étude, nous utilisons notre modèle de SED développé avec ARENA (présenté dans le chapitre 3) comme évaluateur de performances. Ainsi, parmi tous les algorithmes d’optimisation, nous avons orienté notre choix sur l’algorithme génétique. Ce dernier a fait preuve d’efficacité dans plusieurs travaux de recherche qui s’intéressent au dimensionnement et à la planification des ressources humaines en général, et dans les services d’urgences en particulier [You+18]; [YL07]; [Rol+10]. En plus, à travers l’AG on peut parfaitement représenter la solution via le codage matriciel, qui est le plus adapté pour représenter la disponibilité du personnel dans différentes tranches horaires de la journée.

4.3.2 Développement de l’algorithme génétique

Les algorithmes génétiques (AG) appartiennent à la famille des algorithmes évolutionnaires inspirés par l’évolution biologique des espèces, apparus à la fin des années 1950 [Dré+03]. Il en découle que l’utilisation de ces algorithmes pour résoudre des problèmes d’optimisation a été initialement présentée par Goldberg [Gol85]; [Gol89].

Les AG fonctionnent en simulant le processus d’évolution sur une population de solutions. Un AG typique génère une population initiale formée de n solutions en assignant aléatoirement des valeurs aux variables de décision du problème. Alors, chaque individu de la population représente une solution possible au problème d’optimisation. Cette population initiale sera soumise à une série d’opérations évolutives.

La première étape du processus génétique consiste à évaluer chaque individu afin de mesurer son adaptation à l’objectif visé (c’est la fonction fitness en anglais). Ensuite, les individus les plus performants sont sélectionnés pour passer par un processus de croisement (formation de la population de la génération suivante).

Le processus de croisement consiste à combiner deux individus (appelés parents) pour obtenir un nouvel individu (appelé enfant). Cette méthode vise à créer des enfants ayant des meilleures performances que celles des parents. Si c’est le cas, les mauvais individus (les parents) seront

remplacés par les enfants. Ces enfants seront sélectionnés pour subir un processus de mutation.

L'opérateur de mutation consiste à prendre aléatoirement des gènes dans un chromosome enfant et à modifier l'information génétique. Si l'individu résultant a une meilleure performance (fitness), il remplace l'ancien individu. Ces itérations (appelées générations) se répètent jusqu'à ce que : (1) un critère d'arrêt soit satisfait ou (2) que le programme atteigne une limite prédéfinie de générations.

Plusieurs travaux scientifiques [LC19]; [Dug+07]; [FWC17]; [You+18] proposent les algorithmes génétiques pour résoudre les problèmes d'optimisation car les AG offrent un compromis favorable entre la qualité de la solution et le temps d'exécution passé à la trouver.

La Figure 4.12 illustre la procédure générale de l'algorithme génétique

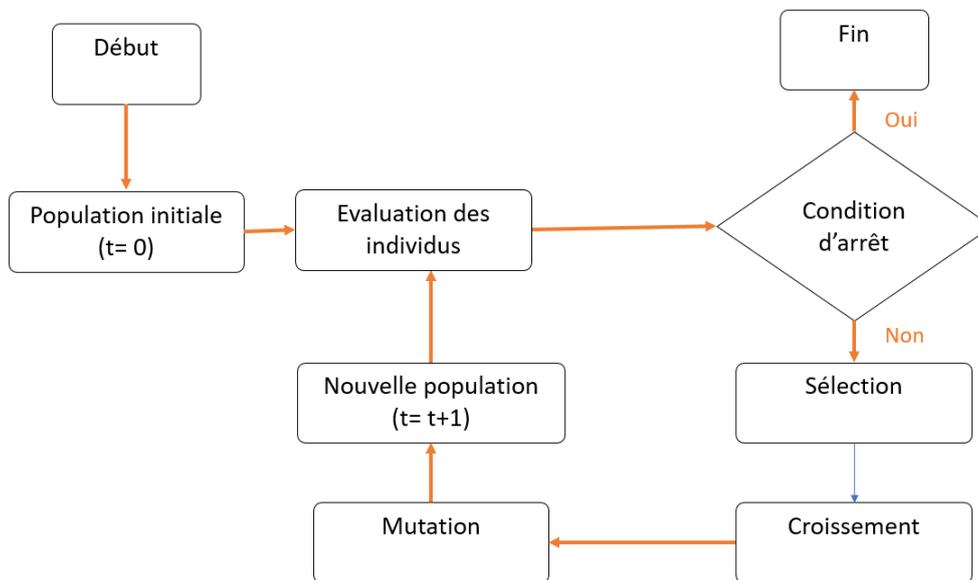


FIGURE 4.12 – Processus d'algorithme génétique

4.3.2.1 Codage chromosomique

La sélection du codage approprié d'une solution de problème est la partie la plus importante de l'application d'un algorithme génétique. Nous parlons du codage des chromosomes qui doivent représenter parfaitement les solutions du problème.

Dans notre cas, la décision à prendre pour le problème de dimensionnement des ressources concerne la détermination du nombre de types de ressources dans les différents créneaux horaires. Nous utilisons le codage matriciel pour représenter la solution de notre problème (Tableau 4.3).

TABLE 4.3 – Le codage matriciel de la solution

	00h - 6h	6h - 12h	12h - 18h	18h - 00h
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}

4.3.2.2 Génération de la population initiale

Pour démarrer un AG, il faut lui fournir une population initiale à faire évoluer. Alors, il est naturel d'engendrer aléatoirement une population initiale en veillant, dans certains cas, que les individus produits respectent les contraintes de faisabilité de la solution lors de sa création.

Dans notre étude, il est nécessaire de respecter la contrainte relative à l'effectif actuel de ressources (contrainte 4.16).

4.3.2.3 Croisement

L'évolution de la population se fait par reproduction. C'est l'objectif du croisement, qui a pour but d'enrichir la diversité de la population à travers la manipulation de la structure de deux solutions parents pour générer un ou deux enfant(s).

Les opérateurs du croisement diffèrent en fonction du codage choisi pour les chromosomes et du problème considéré [Yal+12]. Dans notre étude, nous avons choisi la représentation d'un individu sous forme d'une matrice d'entiers. Dans ce cas, nous avons trouvé deux approches qui existent dans la littérature pour appliquer le croisement :

- La première approche repose sur le codage des entiers en forme binaire, puis le croisement des séquences résultantes des deux parents et la reconversion du résultat du croisement en entier.

- La deuxième approche repose sur le croisement direct de la matrice des nombres entiers, qui consiste à croiser chaque ligne entière de la matrice du premier parent avec la ligne correspondante du deuxième parent.

La deuxième approche a le coût le moins élevé en temps de calcul, elle permet ainsi une meilleure diversification de l'espace des solutions [Yu+03]. Cependant elle nécessite parfois quelques corrections supplémentaires pour respecter les contraintes de faisabilité de la solution. Dans notre étude, nous avons choisi la deuxième approche de croisement matriciel. Nous avons appliqué le croisement vectoriel de type 1X qui consiste à placer un point (ou deux, selon la technique choisie) de croisement au hasard dans les chromosomes parents et à créer deux enfants ou plus par succession de permutations.

Suite au croisement, nous assurons que la solution générée est réalisable en termes de

capacité cible pour chaque type de personnel (somme des lignes constante). Si la correction est nécessaire, nous ajoutons ou diminuons la charge sur la deuxième partie du vecteur ligne. La Figure 4.13 illustre un exemple de processus de croisement et de correction d'un chromosome.

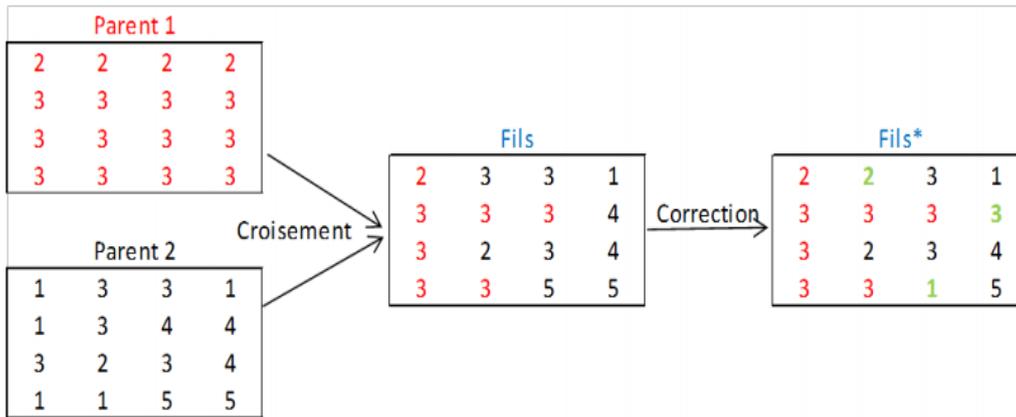


FIGURE 4.13 – Croisement et correction d'un chromosome

4.3.2.4 Mutation

La mutation consiste à modifier les valeurs de certains gènes dans un chromosome enfant avec une probabilité relativement faible. Par conséquent, cet opérateur change complètement les caractéristiques d'une solution.

La mutation permet d'apporter une certaine diversité dans la population et à empêcher que celle-ci converge trop vite vers un seul type d'individu parfait, incapable de sortir d'un minimum local.

Dans notre étude, nous avons appliqué à chaque ligne ou colonne de la matrice, deux opérateurs de mutation avec une probabilité équivalente (Figure 4.14) :

- 1- Échange aléatoire de gène.
- 2- Ajout et réduction d'une capacité de 1 à 2 gènes différents.

Un chromosome peut combiner à la fois la mutation avec le premier et deuxième opérateur.

4.3.2.5 Plan d'expériences

Le plan d'expériences est une méthodologie formelle qui permet de définir les meilleurs paramètres d'un processus et qui optimise une sortie donnée à travers des essais qui évitent les coûteux inconvénients d'une stratégie de tâtonnement [Pil01].

Dans notre étude, nous cherchons à définir les meilleurs paramètres de l'AG qui sont : 1) la taille de la population, 2) la probabilité de mutation, 3) la probabilité de croisement, 4) la condition d'arrêt.

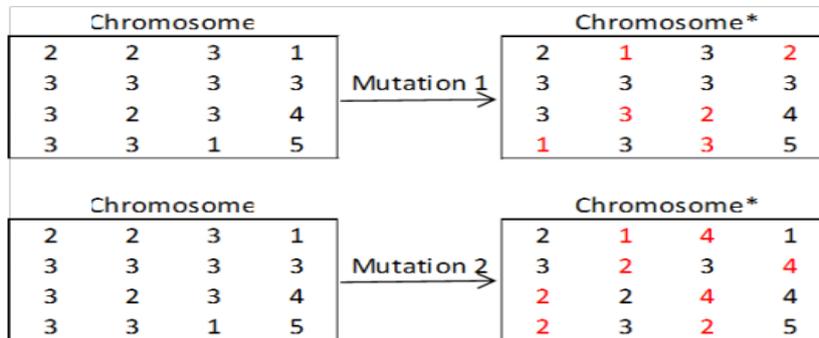


FIGURE 4.14 – Opérateur de mutation

Un bon paramétrage de ces paramètres consiste à définir 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.

Par conséquent, nous proposons un plan d'expériences pour déterminer la meilleure combinaison des valeurs des paramètres d'entrées de l'AG, et pour minimiser le nombre d'itérations nécessaires avant qu'il converge vers la meilleure solution.

Les étapes que nous avons suivies pour construire le plan d'expériences sont les suivantes :

i- Identification de l'objectif à optimiser :

C'est le nombre d'itérations de l'AG avant d'atteindre la meilleure solution.

ii- Identification des facteurs :

Les facteurs sont les paramètres de réglage de l'AG. Dans le tableau 4.4, nous présentons ses facteurs ainsi que leurs niveaux haut et bas, qui ont été définis sur un benchmark proposé par Davis [Dav91].

En effet, la valeur haut et bas de chaque paramètre nous permettent d'explorer l'impact de sa variation sur la sortie de l'AG.

TABLE 4.4 – 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

iii- La conception du plan d'expériences :

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 nous avons 16 combinaisons possibles (2^4).

La notation de Yates permet une représentation simple des combinaisons des niveaux et permet un calcul aisé des effets et des interactions. Les niveaux sont représentés par les signes + et - symbolisant la valeur haute et basse d'un facteur [Gil97]; [Gou06]. Grâce à cette modélisation des différents facteurs, il est maintenant possible d'introduire la matrice d'expériences qui permet de déterminer les simulations à réaliser.

Le Tableau 4.5 présente une matrice d'expériences pour 4 facteurs à 2 niveaux. Par exemple la combinaison 2 signifie le paramétrage suivant : F1=100, F2=0,9, F3=500 et F4=0,1.

TABLE 4.5 – 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

iv- Expérimentation et analyse des résultats

La sortie du processus d'optimisation par l'AG est calculée pour chaque combinaison définie dans le Tableau 4.4. Le tableau 4.5 présente la sortie exprimée en nombre d'itérations avant la convergence de l'AG. L'analyse de ce tableau montre que la combinaison 12 génère le meilleur résultat entre les différentes possibilités (un nombre minimal d'itérations correspond à une convergence plus rapide en termes de temps de calcul).

Au-delà, il est possible de faire une analyse qui quantifie l'impact moyen de chaque facteur sur la sortie. Afin de calculer l'impact du facteur 1, il faut calculer 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 : $(\sum_{F_1^+} S - \sum_{F_1^-} S) \times \frac{2}{\text{Card}(\text{Combinaisons})}$. Avec cette analyse, il est également possible de quantifier l'impact conjoint de deux, trois ou les quatre facteurs simultanément [Pil01].

L'impact des facteurs sur la sortie de l'AG est présenté dans le Tableau 4.6. L'augmentation de facteur 1 (taille de la population) permet de diminuer en moyenne de 55,125 le nombre d'itérations nécessaire à l'AG pour atteindre la meilleure solution. Quant au facteur 2 (probabilité de mutation), il diminue de 132,375 en moyenne la sortie de l'AG.

TABLE 4.6 – 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

4.3.3 Résultats de l'optimisation et discussion

Avec les paramètres présentés dans la section précédente, l'AG a mis 1 heure et 30 minutes avant de s'arrêter et de retourner la meilleure solution obtenue.

Les tableaux 4.7 et 4.8 présentent respectivement la meilleure solution de planning des personnels et ses performances. En effet, la solution optimisée consiste à renforcer les équipes médicales et paramédicales durant la journée (de 12h00 à 00h00) et à réduire leur capacité pendant la période de nuit profonde et tôt le matin (de 00h00 à 12h00). Ces résultats sont cohérents avec l'afflux horaire des arrivées des patients qui est plus important durant la journée que la période de nuit profonde (Figure 3.13).

TABLE 4.7 – Solution optimisée du planning annuel

	00h - 6h	6h - 12h	12h - 18h	18h - 00h
Médecin	1	1	3	3
Interne	2	2	4	4
Infirmière	2	2	5	3
Aide-soignant	1	2	4	3

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

TABLE 4.8 – Performances de la solution optimisée

	Temps d'attente	Temps de prise en charge
Planning actuel	2h 32 minutes	2h 36 minutes
Nouveau planning	2h 20 minutes	2h 15 minutes
Gap	-12 minutes	-21 minutes

Cette solution représente le meilleur planning des personnels sur les 4 tranches horaires de la journée (composée chacune de 6h) en un temps de calcul égal à 1h 30. Nous considérons que cette dernière est meilleure que la solution proposée par le MILP stochastique en termes de temps de calcul.

Rappelons que le modèle MILP présenté dans la section 4.2 a prouvé sa performance pour les petites et moyennes instances avec un temps de calcul qui est relativement important (1h 27 pour tester 50 scénarios) pour chercher une solution sur une seule période (un seul créneau de 6h), et qu'il a montré ses limites avec les grandes instances vu que le problème d'optimisation est NP difficile.

Le recours au couplage de la simulation et l'optimisation était nécessaire pour résoudre ce problème. Cette approche a permis d'évaluer différentes configurations dans l'organisation du SU ainsi que le parcours du patient en se basant sur des indicateurs de performance (temps d'attente et temps de prise en charge).

- **Optimisation de planning basée sur des prévisions à court terme**

En prenant en considération la fluctuation des taux des patients en fonction des prévisions à court terme, nous pouvons proposer une planification journalière des ressources. En effet, notre approche d'optimisation basée sur la simulation nous permet d'évaluer rapidement et sans modification la structure du système en alimentant le modèle de simulation avec des données prévisionnelles au lieu des arrivées réelles. Le processus de formulation et de résolution reste le même. Il présente l'avantage de pouvoir faire face à des événements imprévus à court terme.

Les résultats montrent que l'algorithme génétique développé et couplé avec un modèle de simulation permet de prendre en considération le nombre de personnel disponible pour chaque type de ressource humaine (médecin, interne, infirmière et Aide-soignant) pour respecter la charge actuelle du service. La solution proposée permet de gagner 12 minutes en temps moyen d'attente et 21 minutes en temps moyen de prise en charge.

Dans la section suivante, nous exploitons la méthode des scénarios pour identifier des solutions (actions) d'amélioration au SU du CHT dans un espace de solutions plus large comparé à cette méthode. Pour vérifier la pertinence de ces actions, nous utilisons notre modèle de SED comme évaluateur de performances. L'objectif est la maximisation du gain en temps d'attente et temps de prise en charge et la minimisation du coût lié à l'ajout d'une ressource supplémentaire. Afin d'analyser et de comparer les scénarios, nous utilisons la méthode d'aide à la décision multicritère VIKOR.

4.4 Méthode des scénarios

Nous proposons dans cette section un système d'aide à la décision pour le pilotage et la gestion efficace du SU, basé sur le couplage de l'optimisation et la simulation. Nous avons exploité la méthode des scénarios pour identifier des actions d'amélioration, dans un espace de solution plus large par rapport à celui des deux méthodes précédentes. Pour vérifier la pertinence de ces actions, nous avons utilisé notre modèle de SED comme évaluateur de performances. L'objectif est la maximisation du gain en temps d'attente et temps de prise en charge et la minimisation du coût lié à l'ajout d'une ressource supplémentaire.

Afin d'analyser et de comparer les scénarios, nous avons utilisé la méthode d'aide à la décision multicritère VIKOR. Cette méthode est centrée sur le classement et la sélection d'un ensemble d'alternatives dans la présence de critères contradictoires.

4.4.1 Processus décisionnel

Notre processus décisionnel se compose des étapes suivantes :

4.4.1.1 Définition du problème

La définition du problème est la première étape à exécuter pour un bon processus de décision. Il s'agit de la définition du contexte de la décision et qui doit prendre part à l'élaboration des solutions.

Dans le contexte de ce travail, notre problème de décision est la sélection d'une ou plusieurs stratégies d'optimisation des ressources et de flux de soins dans le SU du CHT.

4.4.1.2 Définition des objectifs

Nous visons à travers ce système d'aide à la décision :

- L'optimisation du processus de soins et l'amélioration des performances du SU.
- Le dimensionnement et la planification des ressources humaines et matérielles nécessitant d'être optimisées afin d'atteindre la meilleure qualité de soins, ainsi qu'une réduction efficace du coût.

4.4.1.3 Définition des critères d'évaluation des performances

La définition des critères est une étape de traduction des enjeux en critères évaluables de manière qualitative ou quantitative. Ils représentent le point de vue des décideurs [Ste14].

Du point de vue de l'hôpital, trois critères de performance devraient être mentionnés dans la prise de décision, à savoir :

a. Temps d'attente : défini comme le temps entre l'heure d'arrivée du patient à l'urgence et la première consultation par le médecin.

b. Temps de prise en charge : défini comme le temps écoulé entre la première consultation et l'heure de sortie du patient de l'urgence.

c. Coût : défini comme le coût lié à l'ajout de personnel médical ou paramédical. Les unités de coût pour le personnel sont mensuelles et ont été établies à partir de la grille indiciaire hospitalière.

4.4.1.4 Propositions des scénarios de correction

Suite à l'identification des critères de performances, nous passons à la proposition des scénarios de correction qui permettent d'améliorer la performance des processus de soins. Notre objectif est de se projeter dans le futur en essayant d'imaginer quelles pourraient être les conséquences de scénarios sur certaines données du système.

L'identification d'un scénario de correction lors d'une situation de saturation de SU dépend fortement du contexte dans lequel cette situation se manifeste, ainsi que du type d'événement ayant entraîné l'apparition de cette situation (événement lié à des épidémies, gripes, canicule, etc.), ou un événement exceptionnel (crise de l'urgence, grève, COVID19, etc.), de la période d'occurrence (hiver, heure de la journée, etc.).

Pour étudier le problème, plus de 164 scénarios ont été proposés, analysés et évalués pour différentes stratégies durant plusieurs périodes. Ces scénarios sont basés sur des questions spécifiques des responsables du SU de Troyes. Ces scénarios ont permis de construire un nouveau benchmark qui n'existe pas dans la littérature.

Nous regroupons ces scénarios en 4 catégories que nous présentons dans le Tableau 4.9 :

TABLE 4.9 – Catégories des scénarios de simulation

Catégorie	Objectifs
Catégorie 1 : liée aux ressources humaines	Trouver la meilleure planification des personnels médicaux et paramédicaux dans les circuits court et long.
Catégorie 2 : liée aux ressources matérielles	Analyser l'impact d'ajout et de diminution des boxes dans les circuits court et long.
Catégorie 3 : liée à la réorganisation spatiale.	Analyser l'impact de la fermeture du circuit court. Tous les patients seront dirigés vers le circuit long pendant ce créneau horaire.
Catégorie 4 : liée au processus de triage	Évaluer l'impact d'ajout d'une deuxième infirmière organisatrice d'accueil.

Le coût de l'ajout de ressources humaines est pris en compte. Ainsi, pour la diminution des effectifs, nous ne testons que l'impact de la diminution d'un personnel pendant 24 heures.

Pour aider le décideur au choix de la meilleure solution, nous effectuons une analyse de sensibilité sur les créneaux qu'il propose et nous analysons ensuite leurs impacts sur les performances du système. Par exemple, si le décideur demande d'évaluer l'impact de l'ajout

d'une infirmière pendant un créneau horaire de 12 heures, nous testons le premier créneau de 6h à 12h, puis de 7h à 13h, de 8h à 14h, etc. La matrice de décision et les scénarios proposés pour les circuits court et long sont présentés dans l'annexe B.

Pour une meilleure présentation, nous avons choisi le diagramme en arbre pour présenter la stratégie que nous avons suivie pour définir ces scénarios (Figure 4.15).

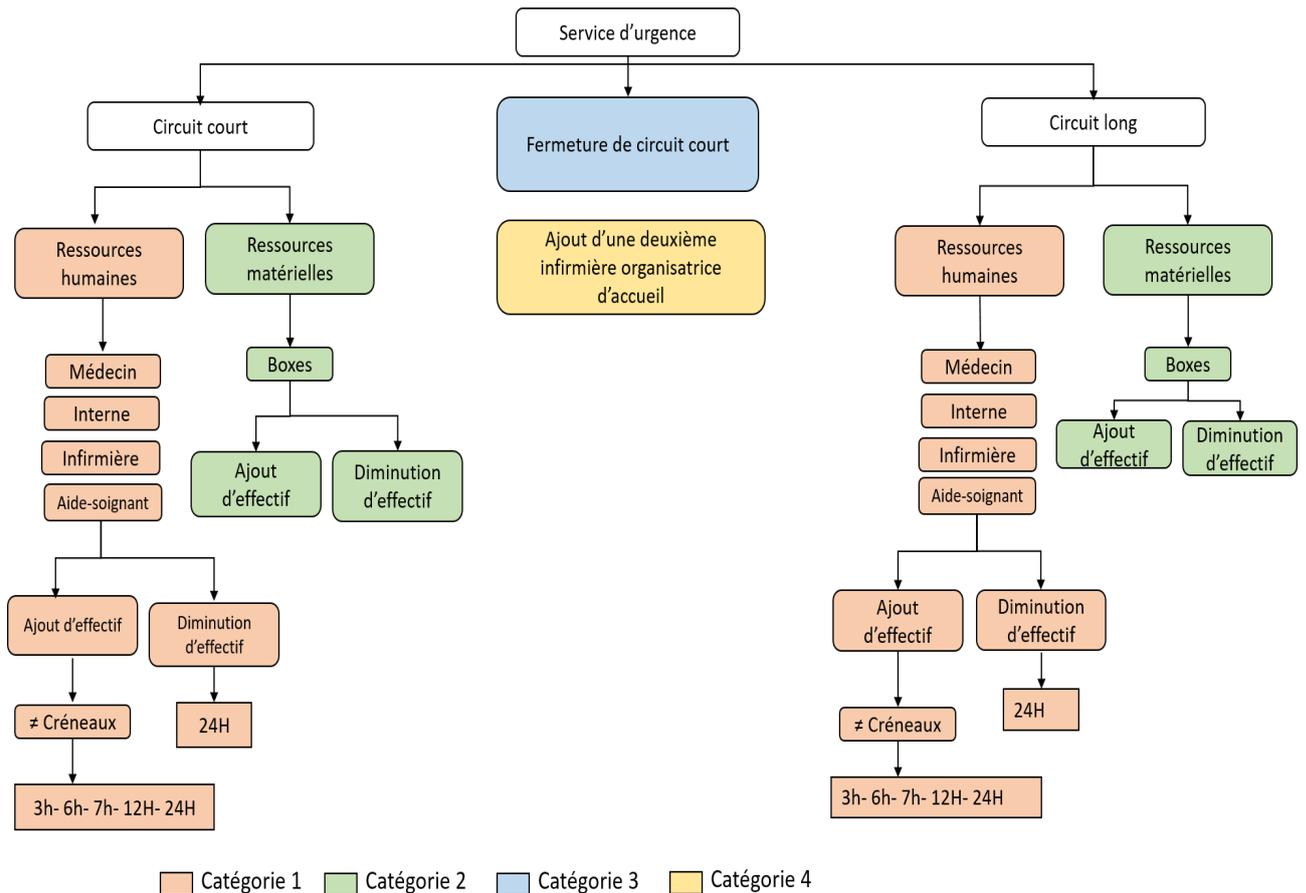


FIGURE 4.15 – Stratégie de définition des scénarios de correction

Une fois qu'un scénario est défini, nous faisons appel à la simulation afin de vérifier sa pertinence et évaluer son impact sur les performances des critères définis précédemment (Section 4.4.1.3). Nous commençons par évaluer le SU avec sa configuration réelle et mesurer les performances correspondantes. Cette analyse est considérée comme le scénario de base qui sera utilisé pour la comparaison avec les autres scénarios proposés.

Néanmoins, ce diagramme en arbre nous permet d'identifier les scénarios que nous avons proposés et simulés, mais ne nous permet pas de les classer pour choisir le plus important. Il s'agit d'une problématique de rangement, où nous avons besoin de classer ces scénarios du meilleur scénario au moins bon. Dans ce contexte, nous proposons d'utiliser la méthode d'analyse multicritère VIKOR.

4.4.1.5 Analyse et classement des scénarios : Méthode VIKOR

La méthode VIKOR est proposée par Opricovic [Opr98] dans sa thèse de doctorat en 1979. Le nom VIKOR est apparu en 1990 en serbe : ViseKriterijumska Optimizacija I Kompromisno Resenje, qui signifie : Optimisation multicritères et solution de compromis. Elle est centrée sur le classement et la sélection d'un ensemble d'alternatives dans la présence de critères contradictoires.

Le principe de cette méthode est la sélection de la solution de compromis à un problème étudié en calculant les mesures des utilités et des regrets des alternatives. La décision finale, appelée « solution compromis », est prise en choisissant l'alternative ayant une utilité maximale (la meilleure alternative sur tous les critères) et un regret individuel minimal (celle qui dégrade tous les critères).

Dans ce contexte, et afin d'analyser et de classer les résultats de simulation des scénarios dans la catégorie 1, nous avons exploité la méthode VIKOR [Gha+16]; [CC16].

4.4.1.6 Démarche de la méthode VIKOR

Les étapes principales de la méthode VIKOR sont les suivants (Figure 4.16) :

Étape 1 : Construire de la matrice de décision qui définit la performance des scénarios par rapport à chaque critère. Une matrice de décision $P=(f_{ij})_{m*n}$ est construite comme suit :

$$P = \begin{pmatrix} f_{11} & f_{12} & \cdots & f_{1n} \\ f_{21} & f_{22} & \cdots & f_{2n} \\ \vdots & \vdots & \cdots & \vdots \\ f_{m1} & f_{m2} & \cdots & f_{mn} \end{pmatrix}$$

Avec :

$i = 1, \dots, m$ et m est le nombre des scénarios.

$j = 1, \dots, n$ et n est le nombre de critères.

f_{ij} est la valeur de performance du scénario i selon le critère j .

Étape 2 : Calculer la matrice de décision normalisée.

Les éléments de la matrice sont calculés comme suit :

$$F_{ij} = \frac{f_{ij}}{\sum_{i=1}^m f_{ij}}$$

Étape 3 : À partir de la matrice de décision normalisée, déterminez la meilleure $f_{(ij)_{max}}$ et la pire $f_{(ij)_{min}}$ pour tous les critères, avec :

$$f_{(ij)_{max}} = Max_j f_{(ij)}$$

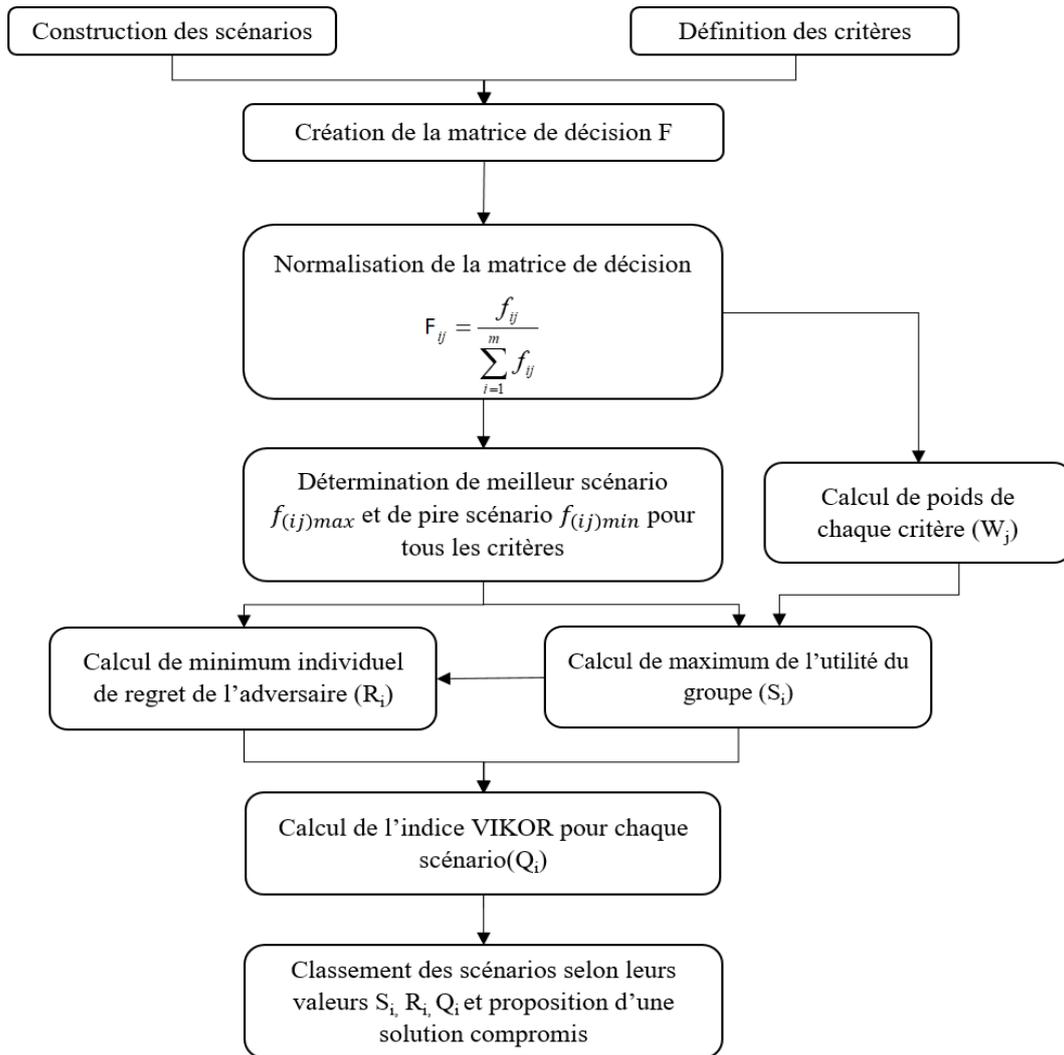


FIGURE 4.16 – Processus de la méthode VIKOR

$$f_{(ij)min} = Min_j f_{(ij)}$$

Étape 4 : Calculer la mesure d'utilité du groupe S_i et la mesure regret de l'adversaire R_i :

$$S_i = \sum_{j=1}^n W_j \left[\frac{(f_{ij})_{max} - f_{ij}}{(f_{ij})_{max} - (f_{ij})_{min}} \right] \quad \text{Pour les attributs bénéfiques}$$

$$S_i = \sum_{j=1}^n W_j \left[\frac{f_{ij} - (f_{ij})_{min}}{(f_{ij})_{max} - (f_{ij})_{min}} \right] \quad \text{Pour les attributs non bénéfiques}$$

$$R_i = \text{Maximum of } \left\{ W_j \left[\frac{(f_{ij})_{max} - f_{ij}}{(f_{ij})_{max} - (f_{ij})_{min}} \right] \right\} \quad \text{Pour les attributs bénéfiques}$$

$$R_i = \text{Maximum of } \left\{ W_j \left[\frac{f_{ij} - (f_{ij})_{\min}}{(f_{ij})_{\max} - (f_{ij})_{\min}} \right] \right\} \quad \text{Pour les attributs non bénéfiques}$$

Où W_j est le poids du critère j .

Étape 5 : Pour chaque scénario i , calculer la valeur de VIKOR Q_i

$$Q_i = v \frac{S_i - S_{i-\min}}{S_{i-\max} - S_{i-\min}} + (1 - v) \frac{R_i - R_{i-\min}}{R_{i-\max} - R_{i-\min}}$$

tel que $S_{i-\max} = \text{Max } S_i$, $S_{i-\min} = \text{Min } S_i$, $R_{i-\max} = \text{Max } R_i$ et $R_{i-\min} = \text{Min } R_i$.

v est un paramètre compris entre 0 et 1. Ainsi, si ($v > 0,5$) il s'agit d'un vote majoritaire. Sinon, si ($v \sim 0,5$) il s'agit d'un vote consensus. Sinon, si ($v < 0,5$) il s'agit d'un veto. Dans les articles [CC16]; [Gha+16], les auteurs indiquent que généralement la valeur de $v = 0,5$ est préférée.

Étape 6 : Classer par ordre croissant les scénarios en fonction des valeurs de S_i , R_i et Q_i .
 a' est considérée comme la solution de compromis (avec une valeur minimale de Q) uniquement si les deux conditions suivantes sont remplies :

- **Condition 1 :** avantage acceptable $Q(a'') - Q(a') \geq DQ$

où a'' est le deuxième meilleur scénario dans la liste de classement par Q et $DQ = \frac{1}{m-1}$ (m est le nombre des scénarios).

- **Condition 2 :** stabilité acceptable dans la prise de décision.

Le scénario a'' doit également être le mieux classé dans S et/ou R.

Si l'une de ces conditions n'est pas vérifiée, un ensemble de solutions de compromis est alors proposé comme suit :

- si seule la condition 2 n'est pas vérifiée alors renvoyer les scénarios a' et a'' .
- si la condition 1 n'est pas vérifiée, alors renvoyer les N premiers scénarios tels que $Q(a^N) - Q(a') < DQ$.

4.4.1.7 Calcul du poids des critères

Comme la méthode VIKOR ne génère pas automatiquement les poids des critères utilisés dans l'étape 4, nous avons utilisé dans notre étude la méthode Entropie pour pondérer les critères.

La méthode Entropie (développée par Zeleny en 1982) est une technique objective de pondération des critères. L'idée est que l'importance relative d'un critère est fonction de la quantité d'information apportée par le critère par rapport à l'ensemble des scénarios. Ainsi les critères les plus importants sont ceux qui discriminent le plus entre les scénarios [MAYM].

Les étapes de la méthode Entropie sont les suivants [SR15] :

Etape 1 : Normaliser la matrice des performances :

$$F_{ij} = \frac{f_{ij}}{\sum_{i=1}^m f_{ij}}$$

Etape 2 : Calculer l'entropie du critère j :

$$E_j = -\frac{1}{\ln(m)} \sum_{i=1}^m P_{ij} \ln(F_{ij}), \text{ avec } m \text{ le nombre des scénarios.}$$

Etape 3 : Calculer le degré de divergence (d_j) :

$$d_j = 1 - E_j \quad j = 1 \dots n \text{ critères}$$

Plus la valeur de d_j est élevée, plus le critère j est important pour le problème.

Etape 4 : Calculer le poids objectif de chaque critère (W_j) :

$$W_j = \frac{d_j}{\sum_{j=1}^n d_j} \quad j = 1 \dots n \text{ critères}$$

4.4.2 Expérimentations et résultats

Analyse des résultats des scénarios de catégorie 1

Dans cette catégorie, seules les ressources humaines sont modifiées. L'objectif est de trouver l'intervalle de temps optimal pour une ou plusieurs ressources médicales et/ou paramédicales qui permet de réduire le temps d'attente et de prise en charge de patients ainsi qu'une réduction efficace des coûts.

Dans ce contexte, 125 scénarios ont été proposés pour les circuits court et long. Ces scénarios ont été évalués avec notre modèle de SED. Pour chaque scénario, nous récupérons les performances simulées et leurs gains apportés en temps moyen d'attente, temps moyen de prise en charge et le coût d'ajout de ressources (récupéré de la grille indiciaire hospitalière) afin de construire la matrice de décision (Annexe B). Les lignes représentent les scénarios et les colonnes représentent les critères.

Nous avons commencé d'abord par l'application de la méthode objective Entropie (section 2.5.2) pour pondérer les critères et calculer leurs poids. Les résultats établis sont les suivants :

- **Circuit court** : temps moyen d'attente (0,55), temps moyen de prise en charge (0,23), Coût (0,22)
- **Circuit long** : temps moyen d'attente (0,58), temps moyen de prise en charge (0,31), Coût (0,11)

Par la suite, nous avons appliqué la méthode VIKOR. La Figure 4.17 présente le classement final de ces scénarios.

Nous présentons aussi ces résultats avec des graphiques combinés (Figure 4.18 et Figure 4.19) pour montrer les solutions qui constituent le front de Pareto (ensemble des solutions

Circuit court	Circuit long
S6> S7> S5> S39> S3> S62> S11> S64>	S63> S7> S46> S6> S16> S45> S60>
S63> S15> S4> S13> S41> S9> S42> S40>	S62> S26> S40> S25> S11> S41> S42>
S48> S60> S19> S45> S47> S16> S17>	S48> S17> S19> S15> S3> S9> S29>
S22> S49> S20> S27> S43> S24> S46>	S30> S38> S50> S51> S57> S59> S61>
S61> S21> S23> S30> S44> S18> S25>	S27> S14> S36> S23> S44> S49> S4>
S26> S2> S38> S36> S31> S32> S33>	S55> S18> S34> S13> S20> S28> S37>
S53> S1> S29> S35> S52> S50> S28>	S35> S58> S56> S21> S47> S5> S10>
S54> S55> S56> S37> S57> S58> S59>	S39> S32> S2> S24> S43> S33> S22>
S34> S51> S8> S10> S14> S12	S12> S53> S54> S1> S31> S52> S8

FIGURE 4.17 – Résultat du classement des scénarios de catégorie 1

non dominées).

Selon le classement de la méthode Vikor, le scénario 6 est le meilleur scénario à appliquer en circuit court. Il s'agit de l'ajout d'une infirmière et un aide-soignant avec un coût de salaire mensuel de 4200 euros. Ainsi, les temps moyens d'attente et de prise en charge peuvent être réduits respectivement de 26 minutes et de 10 minutes.

Pour le circuit long, le meilleur scénario est le scénario 63, où un médecin, un aide-soignant et une infirmière doivent être ajoutés de 10 h à 22 h. Cela réduira respectivement les temps moyens d'attente et de prise en charge de 10 minutes et 3 minutes.

En fonction des scénarios testés et des résultats de simulation obtenus, nous constatons que dans tous les cas l'ajout de ressources en circuit long réduit légèrement les temps moyens d'attente et de prise en charge. Il faudra tester en changeant les locaux. Ainsi, la limite pourra être architecturale. Dans le circuit court, l'ajout d'un médecin ou d'un interne n'a pas eu d'impact positif sur les coûts et a légèrement réduit les temps moyens d'attente et de prise en charge. Cependant, nous remarquons que la ressource qui a le plus d'impact sur l'amélioration des performances est l'infirmière, car elle apporte toujours le plus grand gain de performances.

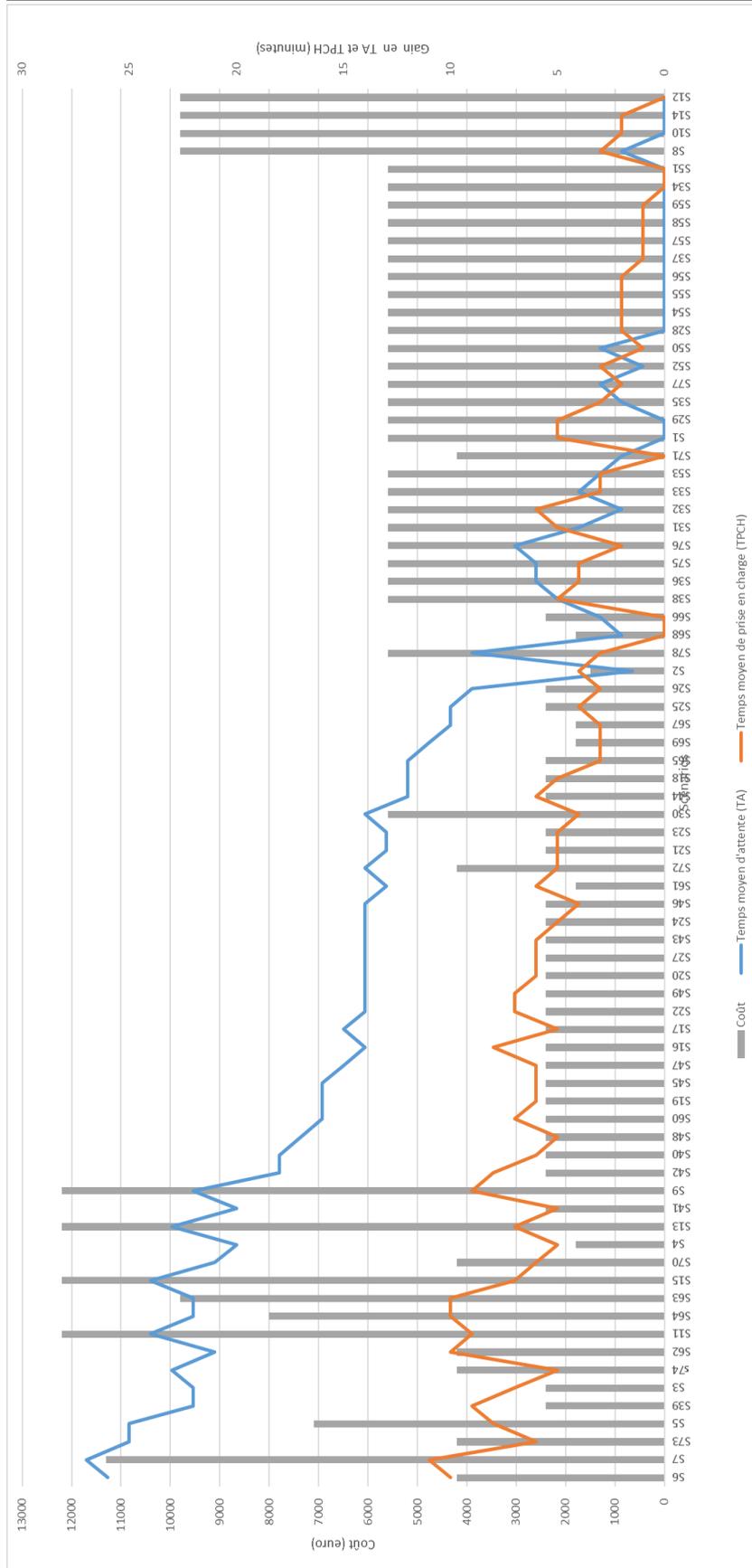


FIGURE 4.18 – Résultat du classement des scénarios de catégorie 1 (Circuit court)

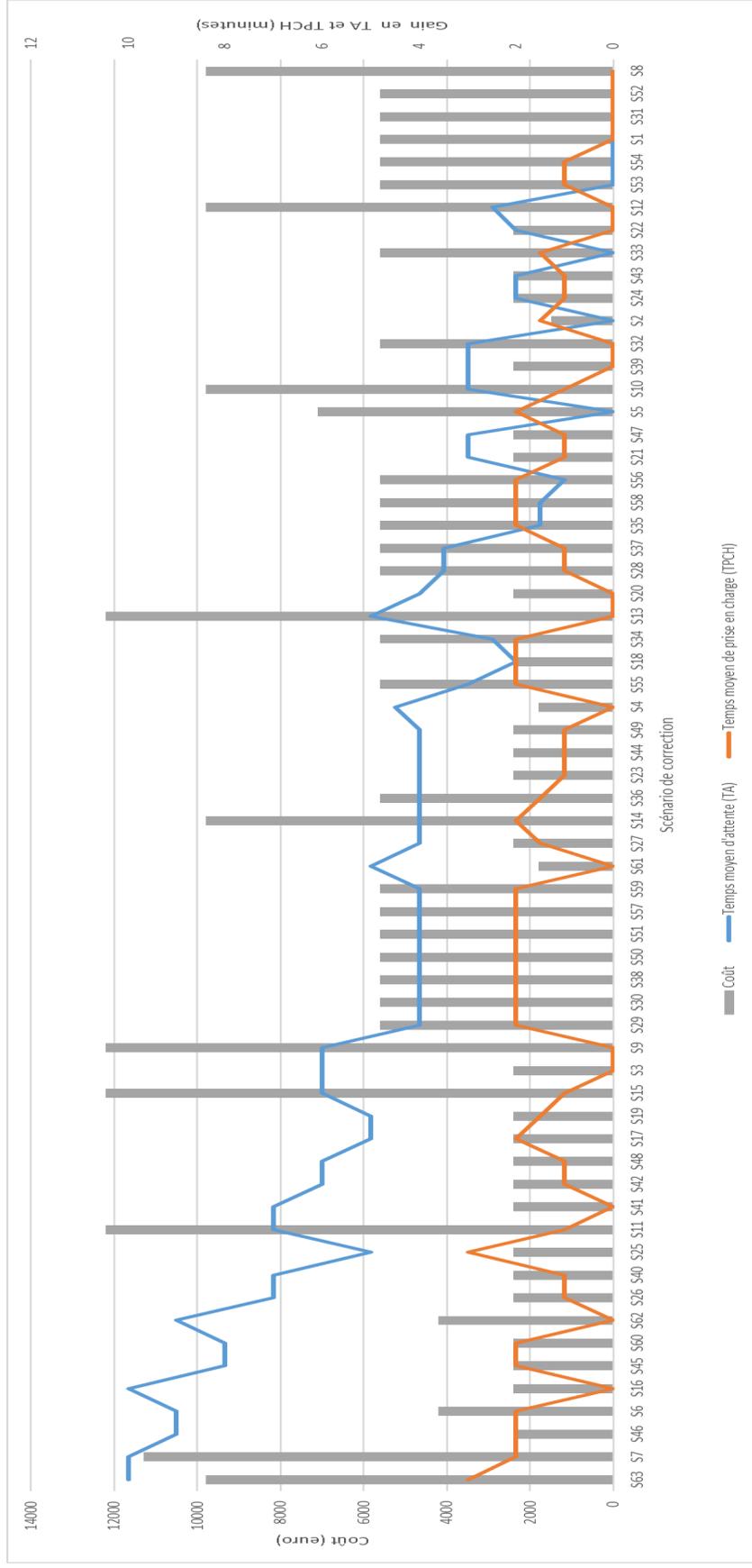


FIGURE 4.19 – Résultat du classement des scénarios de catégorie 1 (Circuit long)

Analyse des résultats des scénarios de catégorie 2

Dans cette catégorie, seuls les boxes de consultation sont modifiés. L'objectif est d'évaluer les performances du SU en ajoutant et diminuant un nombre maximum de boxes égal à 4. Les résultats de cette stratégie sont présentés dans le Tableau 4.10.

TABLE 4.10 – Analyse des résultats des scénarios de catégorie 2

Circuit court	Circuit long
<p>Augmentation du nombre de boxes</p> <p>Le nombre des boxes est passé de 13 à 14, 15, 16 puis 17 boxes. Cependant, ce n'est qu'à partir du troisième box (soit un total de 16 boxes) que les performances ont été améliorées de 5 minutes en moyenne en temps d'attente, et en temps de prise en charge.</p>	<p>Augmentation du nombre de boxes</p> <p>Le nombre des boxes est passé de 14 à 15, 16, 17 puis 18 boxes. Ainsi, c'est partir du premier box (soit un total de 15 boxes) que les performances ont été améliorées de 5 minutes en moyenne en temps d'attente et en temps de prise en charge.</p>
<p>Diminution du nombre de boxes</p> <p>Fermer jusqu'à trois boxes n'a pas d'impact sur les performances. C'est à partir de la fermeture d'un quatrième box que le temps d'attente augmente de 3 minutes en moyenne.</p>	<p>Diminution du nombre de boxes</p> <p>Dès la fermeture du premier box, le temps moyen d'attente a augmenté de 5 minutes</p>

Les résultats de scénarios de cette catégorie ont confirmé notre conclusion précédente. Nous constatons que l'ajout des boxes en circuit court a légèrement impacté les temps d'attente et de prise en charge. Le problème est le manque d'effectif et pas les boxes de soins. Contrairement au circuit long, où les performances ont augmenté dès l'ajout du premier box. Cette conclusion est cohérente avec ce qui se passe dans le circuit long, où les patients restent plus de temps dans les boxes de soins vu le manque de lits dans l'UHCD, d'où un temps d'attente moyen plus élevé.

Analyse des résultats des scénarios de catégorie 3

Dans cette troisième catégorie, nous avons proposé de fermer le circuit court de 22h à 8h et de passer tous les patients par le circuit long. Le résultat montre une réduction en temps moyen d'attente de 5 minutes en circuit court et 25 minutes en circuit long. Cependant, cette modification n'a quasiment aucun impact sur le temps de prise en charge.

Analyse des résultats des scénarios de catégorie 4

Dans cette catégorie, nous avons proposé d'ajouter une deuxième infirmière organisatrice d'accueil de 10h à 22h (scénario 1) et de 11h à 20h (scénario 2). Le résultat du premier scénario montre une réduction du temps moyen d'attente et du temps moyen de prise en charge de 5 minutes et 2 minutes respectivement dans le circuit court et le circuit long.

Le résultat du deuxième scénario montre une réduction du temps moyen d'attente de 2 minutes dans le circuit court et le circuit long, et une réduction de 5 minutes et 2 minutes en temps moyen de prise en charge respectivement dans le circuit court et le circuit long.

Il est à noter que, à cause des contraintes structurelles, les scénarios proposés par la méthode what-if scénarios n'ont pas pu être mis en place pour le circuit court et le circuit long. Cependant, trois autres scénarios, parmi ceux simulés, ont été retenus et mis en place. Il s'agit de : l'ajout d'une deuxième infirmière IOA de 11h à 20h, l'ajout d'une deuxième infirmière dans le circuit long de 13h à 19h et l'ajout d'un médecin dans le circuit court de 8h à 18h.

4.5 Conclusion

Dans ce chapitre, nous nous sommes intéressés à la planification et au dimensionnement des ressources. L'objectif est de développer un système d'aide à la décision capable d'optimiser les ressources humaines et matérielles. Pour y parvenir, nous avons développé, dans un premier temps, une approche générique pour ajuster de manière appropriée le nombre de ressources humaines et matérielles depuis l'arrivée du patient aux urgences jusqu'à la sortie ou l'affectation aux lits d'urgence, en tenant compte des incertitudes liées à l'arrivée des patients et aux délais des services. Nous avons proposé un MILP stochastique, résolu à l'aide d'une méthode SAA, pour déterminer l'affectation optimale du personnel médical et paramédical et des lits, minimisant ainsi le temps moyen d'attente des patients. Le programme a été testé sur un ensemble de données réelles recueillies du système d'information des urgences. Les résultats expérimentaux ont démontré que l'approche proposée pouvait réduire le temps moyen d'attente des patients.

Dans un deuxième temps, nous avons développé une méthode approchée basée sur le couplage de la simulation et l'optimisation. Nous avons utilisé notre modèle de SED développé avec ARENA comme évaluateur de performances et l'AG comme méthode approchée d'optimisation. Le recours au couplage de la simulation et l'optimisation était nécessaire pour minimiser le temps assez élevé avec le premier modèle de MILP stochastique.

Ensuite, nous avons exploité la méthode de What-if scénarios, à travers laquelle nous avons testé plusieurs scénarios de corrections qui ont été proposés par les gestionnaires du SU du CHT. L'objectif est l'optimisation de la prise en charge des patients en agissant sur l'organisation du service.

Nous avons utilisé notre modèle de simulation développé avec ARENA pour évaluer plus de 164 scénarios qui ont été proposés durant les 3 ans de cette thèse, ainsi que la méthode d'ADMC VIKOR pour analyser et classer ces scénarios.

Les résultats de la méthode VIKOR ont montré que l'ajout d'une infirmière et un aide-soignant est le meilleur scénario pour réduire le temps d'attente et de prise en charge des patients dans le circuit court. Ainsi, pour le circuit long, l'ajout d'un médecin, une infirmière et un aide-soignant de 10h à 22h est le meilleur scénario dans le but de minimiser le temps d'attente et de prise en charge des patients.

Enfin, à travers la méthode de what-if scénarios et la méthode VIKOR, nous avons pu observer l'impact de plusieurs scénarios sur le comportement du SU. Ainsi, il est évident qu'il faut retenir les scénarios les plus prometteurs, mais également ceux qui peuvent être mis en œuvre par la suite dans le système réel en prenant en considération l'organisation des ressources humaines et l'aspect économique.

En effet, à cause des contraintes structurelles, les scénarios proposés par la méthode what-if scénarios n'a pas pu être mis en place pour le circuit court et le circuit long. Toutefois, parmi les scénarios simulés, trois autres ont été retenus et mis en place. Il s'agit de : l'ajout d'une deuxième infirmière IOA de 11h à 20h, l'ajout d'une deuxième infirmière dans le circuit long de 13h à 19h et l'ajout d'un médecin dans le circuit court de 8h à 18h.

Prévision du temps d'attente

Sommaire

5.1	Introduction	121
5.2	Prévision du temps d'attente dans le domaine de la santé	122
5.3	Méthodes analytiques de prévision	124
5.3.1	Méthodes de lissage exponentiel	124
5.4	Méthode de prévision par la simulation	126
5.5	Méthodologie de prévision de temps d'attente en temps réel avec le RdPS	127
5.6	Études expérimentales	129
5.6.1	Collecte et traitement des données	129
5.6.2	Prévision de temps d'attente par heure de la journée	129
5.6.3	Prévision de temps d'attente par patient	135
5.7	Conclusion	146

5.1 Introduction

L'attente dans les files d'attente est une partie inévitable de la vie, et ne pas savoir combien de temps l'attente va durer peut être une grande source d'anxiété. C'est particulièrement important dans le domaine de la santé, pour contribuer à l'amélioration de la satisfaction globale des patients et diminuer leur stress.

Afin de gérer au mieux le flux des patients, nous nous intéressons dans ce chapitre à présenter une étude comparative des méthodes de prévision du temps d'attente des patients dans le SU du CHT.

Nous étudions dans un premier temps la prévision du temps d'attente moyen des patients par heure de la journée. À cette fin, nous utilisons des méthodes analytiques de prévision qui sont : la méthode de lissage exponentiel simple, la méthode de lissage exponentiel double et la méthode des moyennes mobiles. Ces méthodes sont utilisées en mode off-line (i.e. avant l'arrivée des patients). Plusieurs tests de configurations de paramètres de ces méthodes sont présentés.

Dans un deuxième temps, nous étudions la prévision du temps d'attente par patient. À cette fin, nous utilisons des méthodes analytiques et une approche de prévision avec la simulation. Les méthodes analytiques sont : la méthode de lissage exponentiel simple, la méthode

de lissage exponentiel double et la méthode des moyennes mobiles. Ainsi, l'approche de prévision basée sur la simulation a été réalisée avec le modèle de simulation des RdPS que nous avons développé et présenté dans le chapitre 3. Par rapport à la littérature existante, ce travail met davantage l'accent sur l'utilisation des caractéristiques du RdPS (temps, hiérarchie, simultanéité, parallélisme, concurrence) pour saisir la nature complexe du système. À notre connaissance, ce travail est le premier à utiliser un modèle de RdPS comme outil de gestion et de prévision du temps d'attente pour les SU.

Cette méthodes sont utilisées en mode online (i.e. en temps réel, dès l'arrivée du patient).

Des données réelles récupérées de la base de données du SU sont utilisées pour tester ces méthodes et comparer leurs performances.

5.2 Prévision du temps d'attente dans le domaine de la santé

Les longs délais d'attente aux urgences représentent un facteur crucial qui provoque beaucoup de problèmes dans pratiquement tous les hôpitaux. Plusieurs études ont indiqué que le processus d'attente impacte fortement la qualité des services.

Dans certains cas, il est relativement facile pour les clients d'estimer la durée de l'attente, par exemple l'attente pour passer au comptoir en pharmacie, car la progression de la file est visible. Dans d'autres cas, comme les files d'attente dans les SU, il n'est plus facile pour le patient d'estimer son temps d'attente. Il est possible de savoir sa position dans la file mais pas le temps dont chaque personne devant lui aura besoin pour faire ses soins nécessaires. En effet, un temps d'attente inconnu est une source d'anxiété plus importante qu'un temps d'attente connu et limité [Mai+84]. C'est dans ce contexte que les gestionnaires du service des soins essaient souvent d'estimer le temps d'attente afin de mieux gérer les files d'attente.

La prévision des temps d'attente dans les hôpitaux a suscité une attention croissante au cours des dernières années. D'une part, la communication d'un éventuel temps d'attente (ou du retard) peut apporter une grande commodité aux patients, et même modifier leur comportement. D'autre part, l'annonce du temps d'attente (ou du retard) peut contribuer à rendre le système du service plus efficace. L'importance de ce sujet a été soulignée dans plusieurs travaux de recherche [Ang+16] ; [Sun+12]. En utilisant les différentes méthodes, ces études ont montré que la prédiction du temps d'attente en temps réel améliorerait la satisfaction des patients et la qualité des services.

À cette fin, plusieurs techniques de modélisation ont été utilisées de différentes manières pour prévoir et améliorer le système de santé. Dès 1987, des tentatives de modélisation des files d'attente dans les soins de santé ont été faites [Wor87].

En 2012, pour prédire le temps d'attente des patients aux urgences, Sun et al. [Sun+12] testent un modèle de régression quantile en utilisant les données de l'hôpital de Singapour. L'une des principales limites de cette étude est la disponibilité des données qui ne permet pas aux auteurs de construire un ensemble riche de prédicteurs, limitant ainsi l'amélioration de la précision des estimateurs.

En 2014, une autre approche pour prédire le temps d'attente aux urgences a été proposée par Lin et al. [LPL14], dans laquelle les auteurs appliquent la théorie des files d'attente pour estimer le temps moyen d'attente des patients ainsi que les ressources nécessaires aux services d'urgence et aux soins intensifs.

En 2016, Ang et al. [Ang+16] utilisent la méthode Q-LASSO pour prévoir les temps d'attente des patients dans le SU. Les auteurs ont conclu que l'estimateur Q-LASSO présente une précision plus élevée que l'estimateur à moyenne mobile.

En 2017, dans l'étude de Joseph et al. [Jos+17], les durées de traitement dans une clinique de radio-oncologie ont été prédites et comparées par quatre modèles de régression de Machine Learning (ML). L'objectif est d'en déduire le temps d'attente globale.

Les données qui ont été analysées et sur lesquelles les modèles de ML ont été entraînés, sur des données historiques des patients traités. Les caractéristiques des données comprenaient des informations générales sur le patient, le médecin dont il relevait, le moment où le rendez-vous était prévu et celui où il a été effectivement tenu, des informations générales sur le traitement reçu, etc.

Les quatre différents modèles de régression de ML comparés étaient le modèle de régression linéaire, machine à vecteurs support (Support Vector Machine (SVM)), arbre de décision (Decision Tree (DT)) et le modèle de forêt aléatoire (Random Forest (RF)). Les auteurs ont constaté que le modèle de RF s'est révélé être le meilleur pour prédire les durées de traitement quotidiennes de radiothérapie, et donc prédire les temps d'attente des patients.

Plus récemment en 2020, Stagge [Sta20] a présenté quatre modèles de ML et une approche de simulation pour la prédiction des temps d'attente des patients. Les modèles de ML sont les réseaux de neurones temporels convolutifs (Temporal Convolutional Network (TCN)), les réseaux récurrents à mémoire court et long terme (Long Short-Term Memory network (LSTM)), RF et le SVM. En outre, une approche combinée a été mise en œuvre, combinant le meilleur modèle de ML avec l'approche de la simulation.

Les modèles de ML utilisent les données historiques de la file d'attente des patients afin de produire un modèle qui pourrait prédire le temps d'attente pour les nouveaux patients qui rejoignent la file. L'algorithme de simulation imite la file d'attente dans un environnement virtuel et simule le temps qui s'écoule avant que le nouveau patient rejoignant la file d'attente soit affecté à un médecin, produisant ainsi une estimation du temps d'attente.

Les résultats ont montré qu'il n'y avait pas une différence statistiquement significative entre les quatre modèles de ML et l'approche de simulation. Le modèle TCN et l'approche de simulation avaient l'erreur quadratique moyenne la plus faible de tous les modèles individuels. Combinés ensemble, le meilleur modèle a été atteint.

D'autres méthodes telles que les modèles de lissage exponentiel et double [Cha+07]; [BHV14]; [Med+07]; [Alv18], moyenne mobile [SC17], méthode ARMA /ARIMA [Afi+16b]; [Luo+17], etc. ont également été utilisées dans les études de prévision dans le domaine hospitalier.

Cet état de l'art montre bien que la problématique de prévision de temps d'attente dans un service de santé (en particulier les urgences) est une problématique scientifique non négligeable, nécessitant des compétences sérieuses dans ce domaine. Les récentes publications montrent également que c'est une problématique d'actualité.

Dans cette étude, nous présentons une étude comparative entre différentes méthodes et approches de prévision du temps d'attente des patients. À cette fin, deux parties pour la prévision sont présentées dans ce chapitre : la première partie est dédiée à la prévision de temps d'attente moyen des patients par heure de la journée en mode offline, et la deuxième partie est pour la prévision de temps d'attente par patient en temps réel.

Dans la première partie, nous utilisons trois méthodes analytiques : la méthode de lissage exponentiel simple, la méthode de lissage exponentiel double et la méthode des moyennes mobile.

Dans la deuxième partie, nous utilisons les mêmes méthodes analytiques que dans la première partie, et étudions de plus l'approche de prévision basée sur la simulation qui a été réalisée avec le modèle de simulation des RdPS.

L'objectif de ce modèle de simulation des RdPS est triple. Premièrement, il décrit de manière concise et détaillée la structure de l'urgence du CHT. Le modèle prend en compte le flux des patients depuis leurs arrivées jusqu'à leurs sorties de l'hôpital. Les variations des temps de traitement en fonction de l'état du patient, la radiologie et les examens complémentaires sont pris en compte dans notre modèle de simulation. Ensuite, il évalue les performances du SU telles que le temps moyen d'attente et le temps de prise en charge des patients et prévoit l'impact des variations de ressources humaines et matérielles sur les performances sélectionnées. Troisièmement, il peut être utilisé pour estimer le temps moyen d'attente des patients en temps réel.

En effet, plusieurs études antérieures ont porté sur l'utilisation de la simulation avec les RdPS pour modéliser les SU et évaluer l'effet des alternatives de correction sur les performances du système. Cependant, à notre connaissance, aucune étude antérieure n'a exploré la capacité de la simulation avec le RdP pour la prévision de temps d'attente en temps réel.

Comme mentionné précédemment, l'objectif est de faire une étude comparative entre les performances de toutes les méthodes, telle qu'il est étudié dans plusieurs travaux de recherche [Sta20]; [Alv18]; [SC17]; [PLK20].

5.3 Méthodes analytiques de prévision

Nous présentons dans cette section les méthodes que nous utilisons dans cette étude pour la prévision des temps d'attente des patients.

5.3.1 Méthodes de lissage exponentiel

Introduites par Holt en 1958 ainsi que par Winters en 1960 et popularisées par le livre de Brown en 1963, les méthodes de lissage exponentiel sont des méthodes empiriques de pré-

vision des séries temporelles. Elles sont relativement simples mais robustes pour la prévision [Bil+06]. La méthode de lissage exponentiel s'applique pour prévoir l'évolution future des phénomènes considérés dans un horizon très court. Il existe généralement trois modèles de lissage exponentiel : le lissage exponentiel simple et double, les moyennes mobiles et la méthode de Box et Jenkins.

Nous nous intéressons dans cette section aux méthodes de lissage exponentiel simple et double et les moyennes mobiles.

5.3.1.1 Méthode des moyennes mobiles

Les moyennes mobiles sont à la base d'une méthode de prévision qui consiste à utiliser la moyenne des k dernières observations disponibles comme prévision pour la date suivante. On parle alors de méthode de prévision par moyenne mobile d'ordre k .

Son avantage est qu'elle atténue suffisamment les fluctuations des données de la série temporelle tout en préservant leur allure générale. Cette méthode des moyennes est dite mobile parce qu'elle est recalculée perpétuellement, dès qu'une nouvelle donnée intègre la série en venant remplacer la plus ancienne.

5.3.1.2 La méthode de lissage exponentiel simple

La méthode de lissage exponentiel simple est généralement basée sur l'hypothèse que le niveau des séries temporelles devrait fluctuer à un niveau constant ou changer lentement au fil du temps. Ainsi, elle s'applique à des séries chronologiques sans tendance et sans saisonnalité. La tendance est définie comme la variation moyenne du niveau de série temporelle entre deux périodes consécutives.

Le principe de cette méthode consiste à prévoir le phénomène en fonction de la moyenne pondérée entre l'observation la plus récente et la prévision la plus récente. Contrairement à l'algorithme de la moyenne mobile simple, qui donne le même poids aux observations passées, le lissage exponentiel simple construit des moyennes pondérées où le poids des observations décroît avec leur ancienneté.

On note :

t : la période de la valeur observée.

Y_t : la valeur réellement observée d'une période t .

\hat{Y}_t : la valeur de prévision d'une période t .

$\alpha \in [0, 1]$: le coefficient de lissage.

Alors, la valeur de la prévision de l'instant $t+1$ est donnée par la formule suivante :

$$\hat{Y}_{t+1} = \alpha \times Y_t + (1 - \alpha) \times \hat{Y}_t(t)$$

Le coefficient de lissage α détermine la sensibilité de la prévision. En effet, plus α est proche de 1 plus les observations récentes influent sur la prévision. A l'inverse, plus α est

proche de 0, plus la prévision est très stable prenant en compte un passé lointain.

5.3.1.3 La méthode de lissage exponentiel double (ou méthode de Holt)

Le lissage exponentiel double consiste à faire le tri entre aléas et tendance lorsque cette dernière n'est pas négligeable [Yal+12]. L'objectif de cette méthode est d'éliminer les variations aléatoires des données et de lisser la tendance.

L'équation de lissage exponentiel double est :

$$Y_{t+1}^p = 2 \times \hat{Y}_t(t+1) - Y''(t+1) + abs((\alpha \times \hat{Y}_t(t+1) - Y''(t+1)))/(1 - \alpha)$$

Avec :

t : la période de la valeur observée

$\hat{Y}_t(t+1)$: la valeur lissée pour la période $t+1$ (obtenue avec le lissage simple).

$Y''(t+1)$: la valeur doublement lissée pour la période $t+1$ (obtenue avec le lissage simple).

Y_{t+1}^p : la valeur de prévision pour la période $t+1$.

α : le coefficient de lissage.

Pour plus d'informations sur cette méthode, veuillez-vous référer au livre [Yal+12] (page 196).

5.4 Méthode de prévision par la simulation

Les simulations peuvent être utilisées pour la modélisation des files d'attente du SU et la prévision. La simulation est conçue pour imiter le système de soins aussi parfaitement que possible, puis le temps est avancé dans un environnement virtuel.

En règle générale, le modèle de prévision est créé par apprentissage à partir d'un historique des données. Ce sont les données d'entrée du modèle. Ces données d'entrée sont mathématiquement liées les unes aux autres, et sur la base de ces relations mathématiques définies, les résultats du modèle sont calculés, tels que le temps d'attente des patients, le nombre d'arrivées des patients, etc. La caractéristique déterminante de ces données est qu'elles sont définies comme des valeurs exactes, ou «les meilleures estimations». Cependant, ces estimations ne sont pas parfaitement exactes.

La simulation peut remédier à ce problème. En effet, au lieu de définir les variables d'entrée comme des estimations ponctuelles, nous les définissons comme des probabilités de distributions représentant la plage d'incertitude associée à la variable définie.

Alors, dans le cas du SU, en utilisant ces variables « étendues » ou ces estimations calculées pour le temps que chaque patient va passer dans le service dédié, le temps peut être avancé jusqu'à ce que chaque patient ait visité les services dont il a besoin. Ce modèle de simulation dépend donc fortement de la précision des temps opératoires des services estimés.

Lorsque le modèle de simulation est construit, il peut être utilisé pour faire des prédictions sur l'état futur des files d'attente et sur certaines variables comme le temps d'attente.

Dans le cas de la prévision en temps réel, le modèle consistera en un ensemble de probabilités de distribution régissant le flux des patients, avec des paramètres calculés à partir des données historiques des patients. De plus, le modèle sera initialisé avec une liste détaillée des patients dans l'urgence au moment de l'observation, de sorte que l'état de «l'urgence virtuelle» refléterait l'état de l'urgence réelle. Le modèle simule ensuite le flux de patients pendant plusieurs « heures virtuelles » dans le futur. À l'arrêt, la simulation fournit une liste détaillée des patients présents au SU dont la présence est prévue pendant plusieurs heures dans le futur. La Figure 1 présente la démarche globale de prévision en utilisant un modèle de simulation. Ce dernier prendra en entrée les données passées et présentes des patients et donnera en sortie les données futures au niveau du patient.

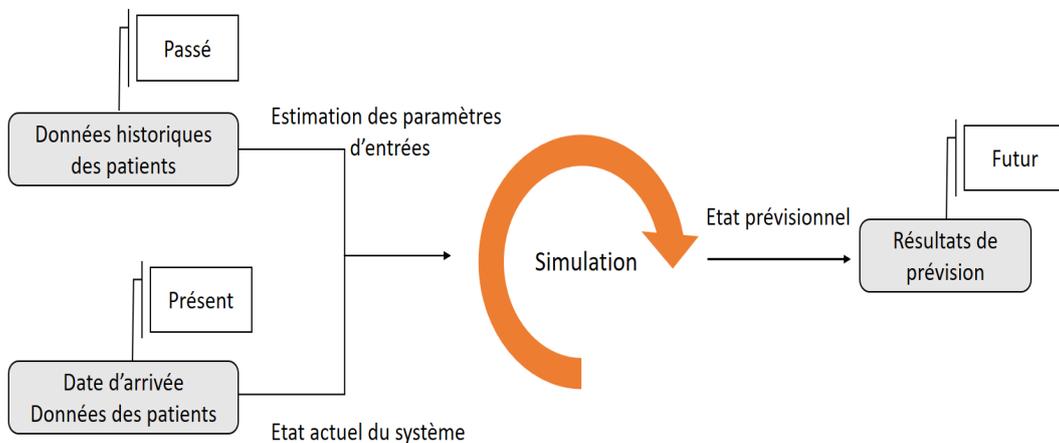


FIGURE 5.1 – Démarche globale de prévision via la simulation

5.5 Méthodologie de prévision de temps d'attente en temps réel avec le RdPS

L'objectif dans cette section est de présenter la méthodologie de prédiction du temps d'attente des patients en temps réel. Le temps d'attente de chaque patient est défini comme l'intervalle entre la fin de l'enregistrement administrative et le début de la consultation du médecin. À cette fin, nous utilisons le modèle de simulation avec le RdPS que nous avons présenté dans la section 3.3.2 (chapitre 3).

Le concept général de prévision avec la simulation est expliqué dans la section précédente. Nous détaillons ce concept dans la Figure 5.2.

En effet, le réglage du modèle de prévision est basé sur 3 paramètres principaux : l'arrivée des patients, les durées des services, les probabilités d'acheminement des patients dans les différents circuits et services.

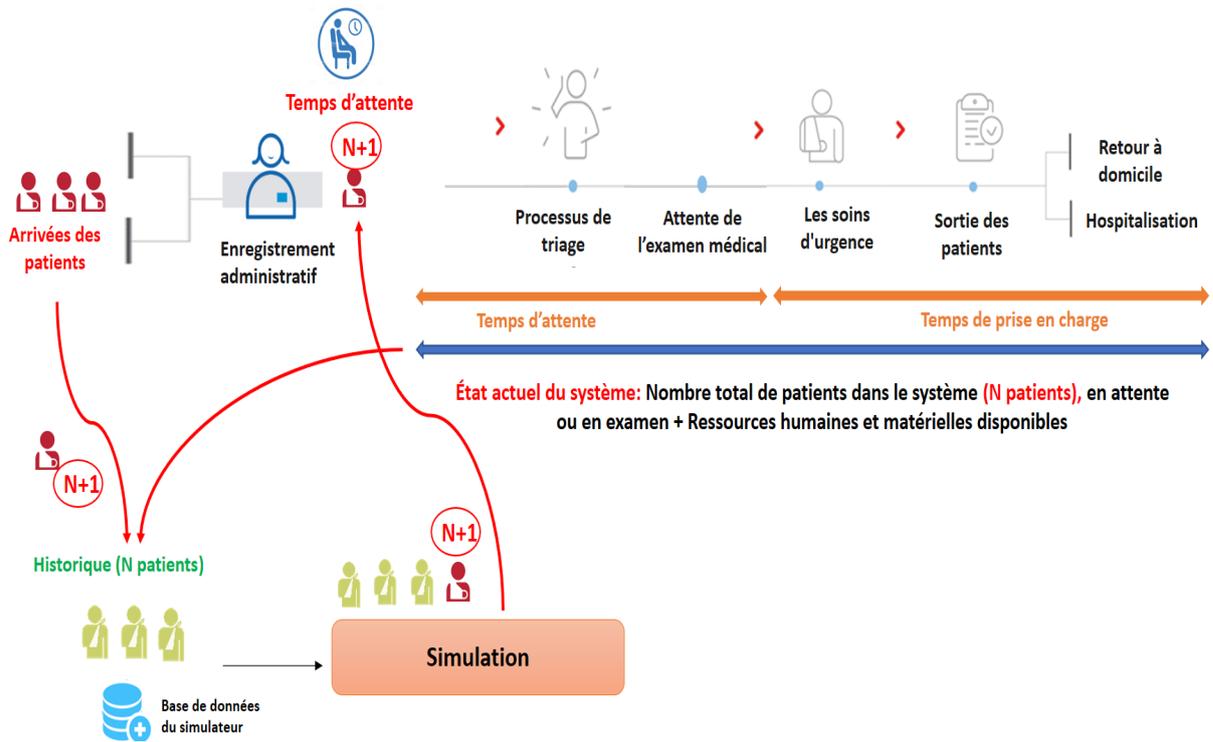


FIGURE 5.2 – Prédiction de temps d'attente en temps réel

À un temps initial $t = 0$, le modèle de simulation sera initialisé avec les patients qui sont présents au SU (N patients). Le modèle s'exécute avec ces N patients qui seront par la suite gardés en mémoire. Cette étape est nécessaire pour échauffer le modèle et éviter le calcul des prévisions dans un régime transitoire (c'est la durée de warm-up). A cette fin, l'algorithme de simulation utilise : les estimations des durées des services calculées à partir des historiques des données et qui diffèrent selon les états des patients, les probabilités de passages dans les différents circuits et services et aussi les ressources humaines et matérielles disponibles. En effet, l'algorithme de simulation a accès à toutes les ressources humaines disponibles et connaît le créneau de travail de chaque personnel.

Par la suite, la prochaine simulation se déclenche lorsqu'un nouveau patient $N + 1$ rejoint la file d'attente (file d'arrivée). En se projetant virtuellement dans le futur, l'algorithme de simulation simule R fois (nombre des répliques) le flux de ce patient pendant plusieurs heures. À l'arrêt, la simulation fournit une durée moyenne d'attente estimée pour ce patient.

Comme il fait partie de la charge du flux, le flux estimé de ce patient est ensuite sauvegardé en mémoire pour le prendre en considération dans la prochaine simulation lors de l'arrivée d'un nouveau patient $N + 2$, et ainsi de suite.

5.6 Études expérimentales

5.6.1 Collecte et traitement des données

Une étape importante avant la prévision est le traitement et l'analyse des données. À cette fin, nous avons suivi les étapes d'analyse des données présentées précédemment dans la section 3.3.2 (chapitre 3). Les données utilisées pour effectuer cette analyse sont liées à l'historique des arrivées des patients pour l'année 2019 et qui sont composées de 61707 patients. Nous avons récupéré les informations liées au résumé de passage de chaque patient à l'urgence.

Après le processus de traitement de données, 9,79% des données brutes (données manquantes, données aberrantes, etc.) ont été éliminées. Il reste les données exploitables d'un total de 55665 patients.

Nous utilisons ces données pour le développement de notre modèle de simulation avec les RdPS : les lois de distribution des services, loi d'arrivée, etc. (Annexe A). Aussi, nous les utilisons pour modéliser et identifier, avec une analyse graphique, les composantes de la série chronologique.

5.6.2 Prévision de temps d'attente par heure de la journée

5.6.2.1 Analyse des données historiques

Dans ce premier cas d'étude, nous observons un type spécifique de saisonnalité qui suit les jours de la semaine et l'heure de la journée. La saisonnalité relative au jour de la semaine est due au comportement humain qui favorise la visite du SU au début la semaine d'où une moyenne de temps d'attente plus élevé. Ainsi, la saisonnalité relative à l'heure de la journée est due à la nature des arrivées au SU qui est fortement corrélée avec l'heure dans la journée (Tableau 5.1). La Figure 5.3 montre que le temps moyen d'attente des patients suit un comportement typique d'un jour à un autre.

En effet, le temps moyen d'attente des patients par heure de la journée est corrélé avec le taux des arrivées des patients par heure de la journée (Tableau 5.1). La Figure 5.3 montre que le temps moyen d'attente en circuit court est faible durant la période de nuit profonde (de 00h à 5h) et augmente progressivement durant la journée (de 5h à 21h), et baisse de nouveau à partir de 21h.

Cette variation de la moyenne de temps d'attente dans la journée est corrélée avec l'afflux des arrivées des patients (Figure 5.4) qui est faible durant la période de nuit profonde (de 00h à 5h) et qui augmente durant la journée (de 5h à 21h) avec des pics d'affluence à 10h, 14h et 18h, et baisse à partir de 21h.

Ces analyses sont appliquées aussi aux variations de temps d'attente moyen dans le circuit long (Figure 5.5, Figure 5.6).

CHAPITRE 5. PRÉVISION DU TEMPS D'ATTENTE

TABLE 5.1 – Matrice de corrélation des arrivées des patients × Temps d'attente × Heure

	Heure	Temps d'attente	Arrivées
Heure	1		
Temps d'attente	0,76	1	
Arrivées	0,61	0,85	1

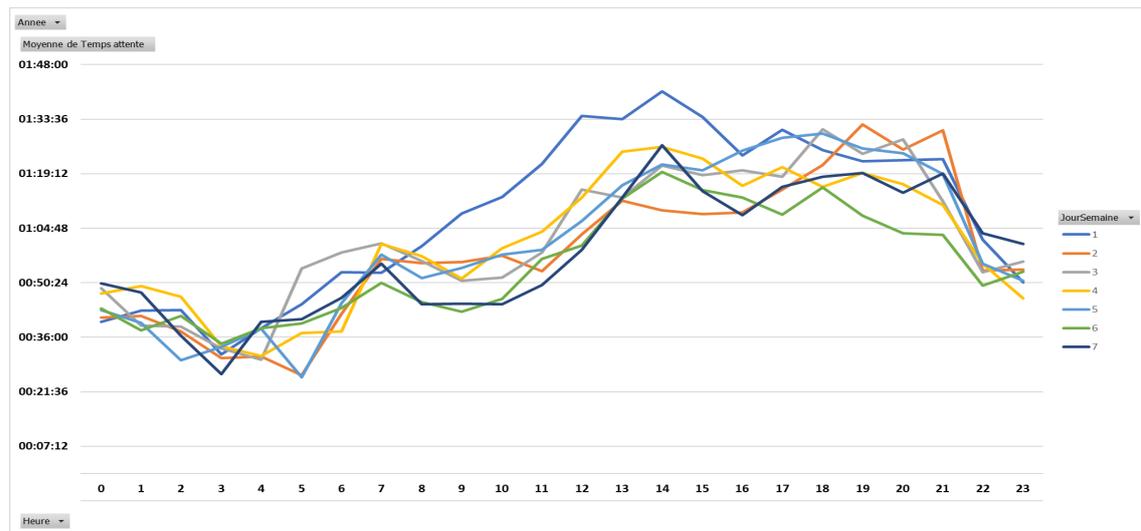


FIGURE 5.3 – Moyenne des temps d'attente des patients dans le circuit court par jour de la semaine et heure de la journée (Année 2019)

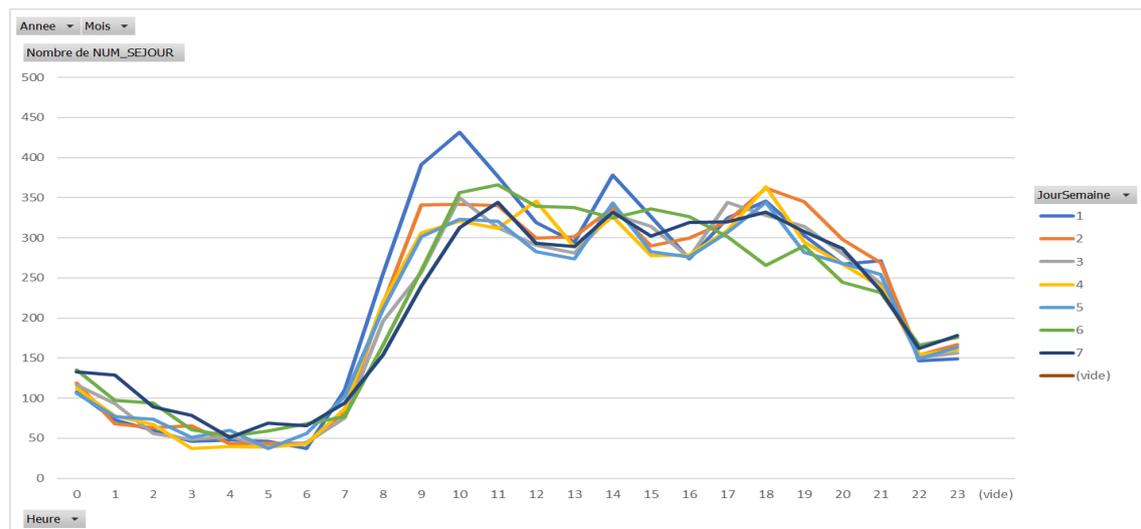


FIGURE 5.4 – Moyenne des arrivées des patients dans le circuit court par jour de la semaine et heure de la journée (Année 2019)

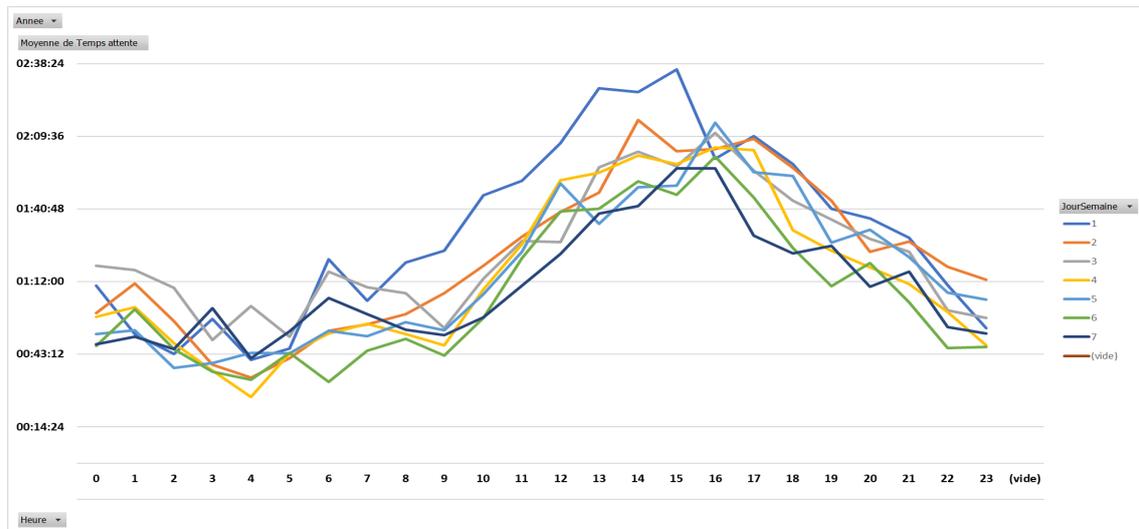


FIGURE 5.5 – Moyenne des temps d’attente des patients dans le circuit long par jour de la semaine et heure de la journée (Année 2019)

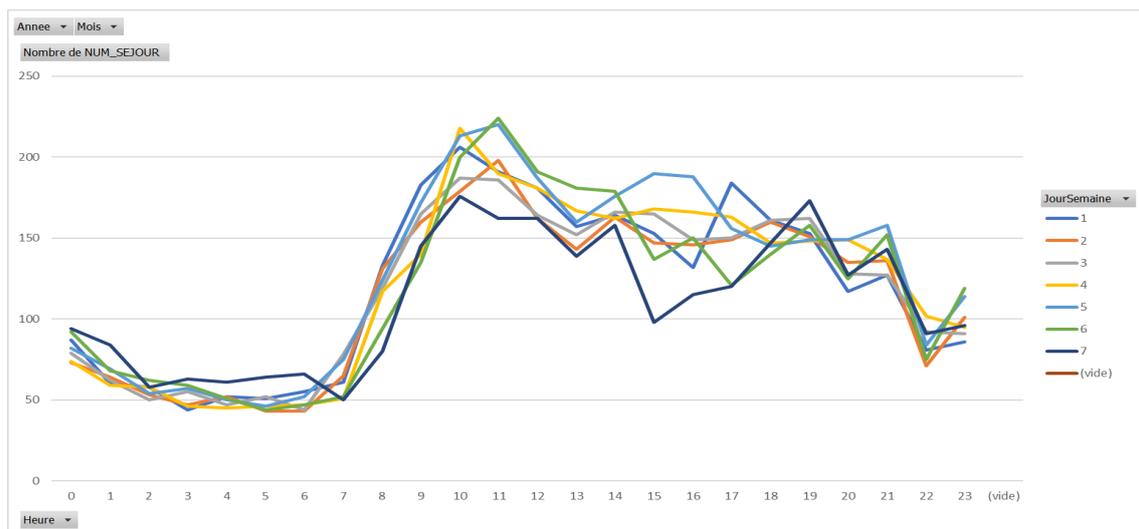


FIGURE 5.6 – Moyenne des arrivées des patients dans le circuit long par jour de la semaine et heure de la journée (Année 2019)

5.6.2.2 Configurations des méthodes analytiques

Suite aux analyses des données historiques, nous proposons dans cette section 3 scénarios de configuration des paramètres de la méthode de lissage exponentiel simple.

Comme mentionné dans la section 5.3.1.2, la méthode de lissage exponentiel simple consiste à prévoir le phénomène étudié en fonction de la moyenne pondérée entre l’observation la plus récente et la prévision la plus récente (Équation 5.6.2.2).

Notons :

i : indice de la semaine de prévision.

j : indice du jour de prévision.

h : indice de l'heure de la journée.

Afin de prévoir le temps moyen d'attente par heure de la journée, nous proposons les configurations suivantes (Figures 5.7) :

- **Configuration 1** : La valeur de prévision de temps moyen d'attente à une heure $h+1$ est basée sur la valeur d'observation de l'heure précédente ($Y_{i,j}(h)$) et la valeur de prévision de l'heure précédente ($\hat{Y}_{i,j}(h)$) du même jour j et de même semaine i .

$$\hat{Y}_{i,j}(h+1) = \alpha \times Y_{i,j}(h) + (1 - \alpha) \times \hat{Y}_{i,j}(h)$$

- **Configuration 2** : La valeur de prévision de temps moyen d'attente à une heure $h+1$ est basée sur la valeur d'observation de même heure du jour précédent $j-1$ ($Y_{i,j-1}(h)$) et la valeur de prévision de l'heure précédente ($\hat{Y}_{i,j}(h)$) du même jour j .

$$\hat{Y}_{i,j}(h+1) = \alpha \times Y_{i,j-1}(h) + (1 - \alpha) \times \hat{Y}_{i,j}(h)$$

- **Configuration 3** : La valeur de prévision de temps moyen d'attente à une heure $h+1$ est basée sur la valeur d'observation de même heure h , du même jour j , de la semaine précédente $i-1$ ($Y_{i-1,j}(h)$) et la valeur de prévision de l'heure précédente ($\hat{Y}_{i,j}(h)$) du même jour j .

$$\hat{Y}_{i-1,j}(h+1) = \alpha \times Y_{i,j-1}(h) + (1 - \alpha) \times \hat{Y}_{i,j}(h)$$

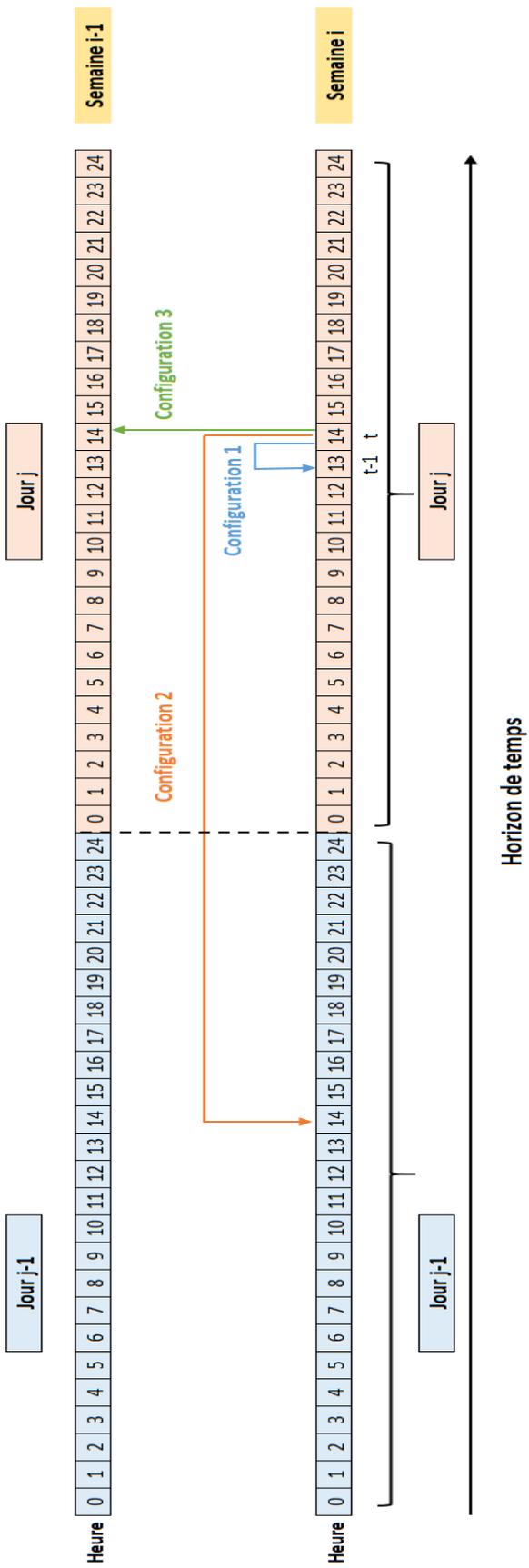


FIGURE 5.7 – Configurations proposées pour les méthodes de lissage exponentiel simple et double

5.6.2.3 Résultats des prévisions

Le tableau 5.2 présente la moyenne absolue des erreurs des différentes méthodes de prévision utilisées dans ce premier cas d'étude. L'objectif est de prévoir le temps moyen d'attente par heure de la journée.

Nous utilisons le solveur de XLSTAT 2016 pour obtenir une valeur optimisée du paramètre α utilisé dans la méthode de lissage exponentiel simple et double. Cette valeur est bien plus précise que la valeur initialisée et qui minimise la moyenne absolue des erreurs de prévision.

A partir du tableau des résultats 5.2, nous concluons que la méthode de lissage exponentiel double (MAE= 24,97) et la méthode des moyennes mobiles (MAE=25,62) ont la valeur de moyenne absolue des erreurs la plus petite dans le circuit court et le circuit long. Ainsi, la méthode de lissage exponentiel simple présente la moyenne absolue des erreurs la plus élevée.

En effet, ces méthodes utilisent l'information récente de l'observation pour améliorer les prévisions. Ils ont tendance à ajuster les prévisions dans le cas d'un pic de forte ou faible attente (Figure 5.8)

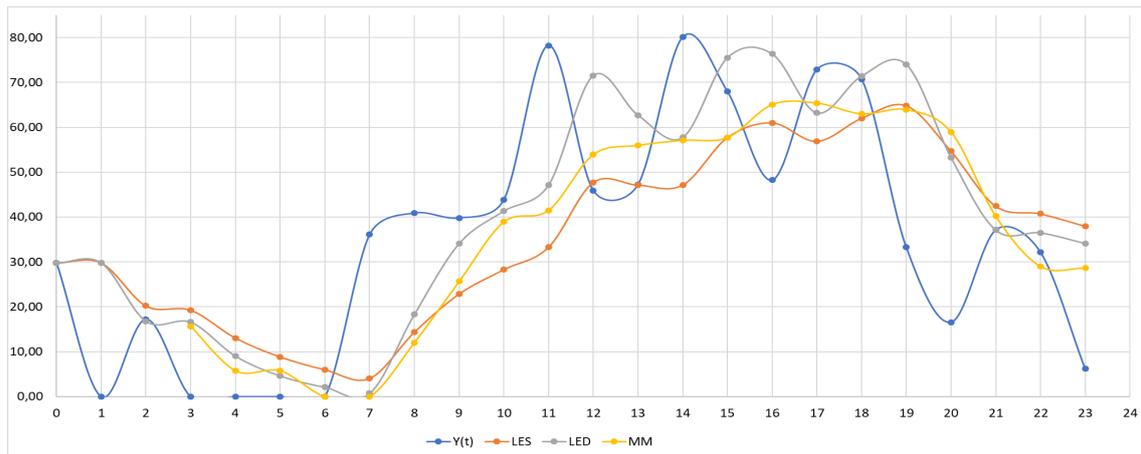


FIGURE 5.8 – Temps moyen d'attente par heure de la journée (Semaine 40, Jour 2)

TABLE 5.2 – Moyenne absolue des erreurs de prévision de temps d'attente moyen par heure de la journée

Circuit	Méthode	Configuration	MAE (minutes)		
			Moyenne	Ecart type	
Circuit court	LES	configuration 1	26,81	25,35	
Circuit court	LES	configuration 2	28,10	27,78	
Circuit court	LES	configuration 3	29,45	28,49	Lundi
			28,58	28,05	Mardi
			30,72	37,58	Mercredi
			26,31	33,25	Jeudi
			26,14	30,23	Vendredi
			22,27	24,97	Samedi
			29,05	31,44	Dimanche
Circuit court	LED	configuration 1	24,97	24,13	
Circuit court	MM	moyenne des ($k=3$) périodes précédentes	25,62	28,11	
Circuit long	LES	configuration 1	33,03	35,86	
Circuit long	LES	configuration 2	32,35	39,87	
Circuit long	LES	configuration 3	37,37	39,67	Lundi
			35,68	33	Mardi
			37,44	34,72	Mercredi
			34,50	30,69	Jeudi
			33,37	30,66	Vendredi
			36,70	37,11	Samedi
			41,22	39,88	Dimanche
Circuit long	LED	configuration 1	31,23	30,13	
Circuit long	MM	moyenne des ($k=3$) périodes précédentes	30,01	32,91	

5.6.3 Prévision de temps d'attente par patient

5.6.3.1 Analyse des données historiques

Dans le deuxième cas d'étude de prévision de temps d'attente par patient, nous analysons l'allure des temps d'attente des patients dans le circuit court et le circuit long. La Figure 5.9 et la Figure 5.10 montrent une représentation graphique de l'ensemble des données de temps moyen d'attente des patients dans le circuit court et le circuit long par jour de la semaine, de la semaine 1 à 52. Ces graphiques indiquent l'absence d'une tendance et l'absence de saisonnalité sur l'horizon temporel.

La Figure 5.11 présente la variation de temps d'attente par patient dans le circuit court, des semaines 41 à 44. Cette figure confirme l'absence d'une tendance. Nous pouvons constater aussi la présence de fluctuations importantes. Ceci justifie que la prévision à court terme qu'il

faut appliquer.

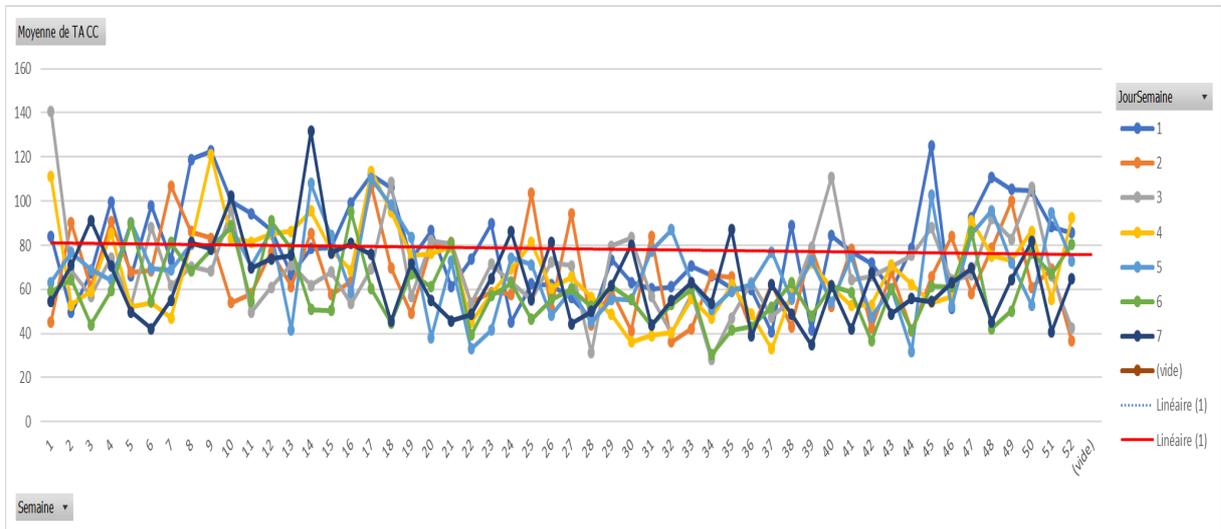


FIGURE 5.9 – Moyenne des temps d’attente des patients dans le circuit court par jour de la semaine 1 à 52 (Année 2019)

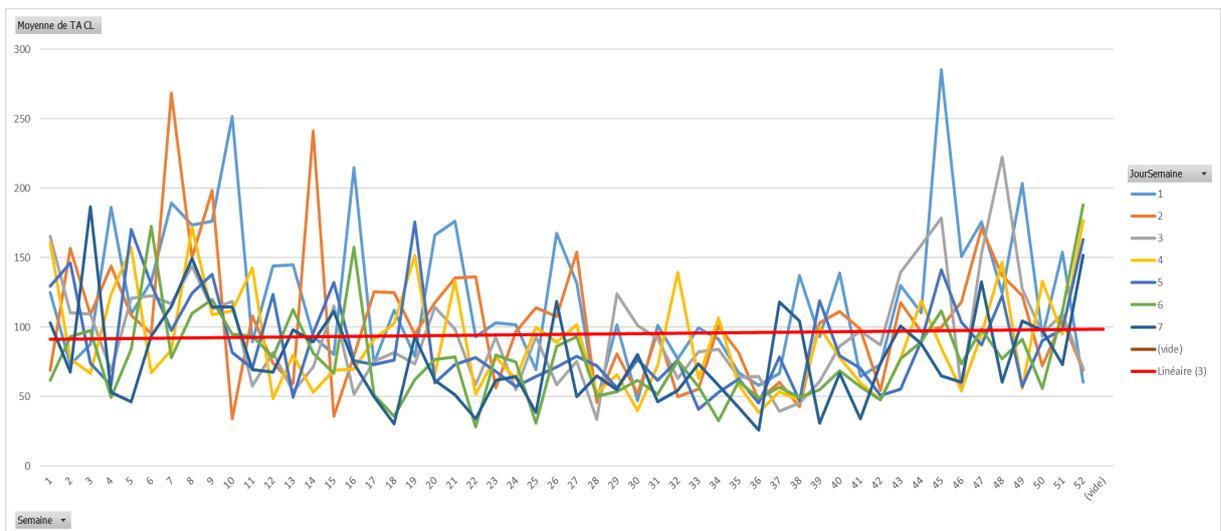


FIGURE 5.10 – Moyenne des temps d’attente des patients dans le circuit long par jour de la semaine 1 à 52 (Année 2019)

Pour générer les prévisions de temps d’attente des patients à court terme, nous utilisons la méthode de lissage exponentiel simple, la méthode de lissage exponentiel double et la méthode des moyennes mobiles. Ces méthodes sont très efficaces pour explorer les observations historiques récentes d’un phénomène afin de prévoir son comportement dans le futur proche. Nous avons pensé aussi à utiliser un autre modèle de prévision par la simulation avec les RdPS. Une étude comparative entre les performances de ces modèles sera présentée.

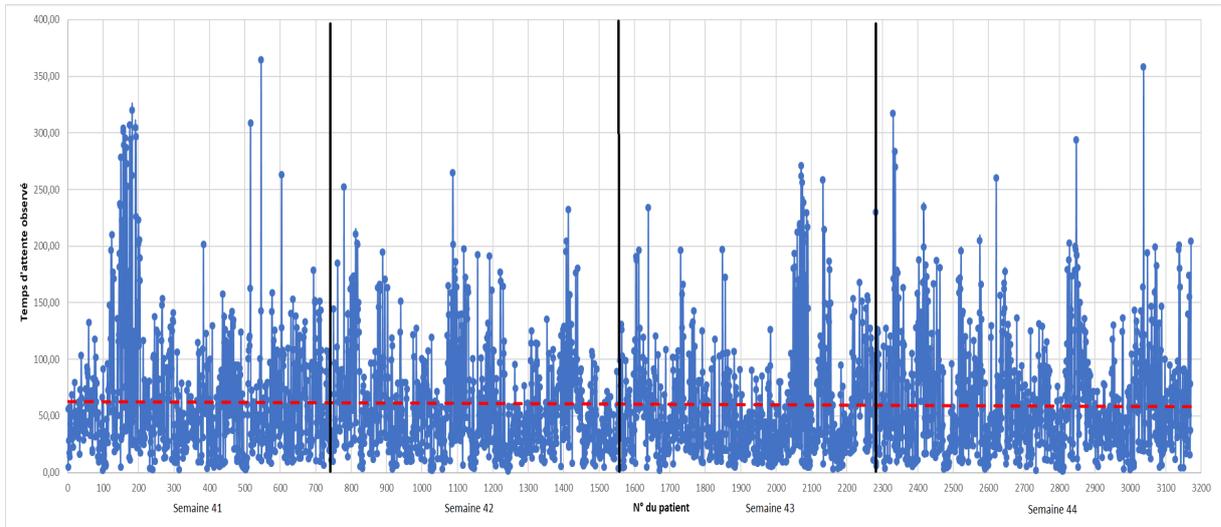


FIGURE 5.11 – Temps d'attente par patient dans le circuit court des semaines 41 à 44

5.6.3.2 Configurations des méthodes analytiques

La prévision de temps d'attente par patient en utilisant la méthode de lissage exponentiel simple, la méthode de lissage exponentiel double et la méthode des moyennes mobiles est basée sur la formule présentée dans la section 5.3.1.2.

La valeur de prévision de temps moyen d'attente d'un patient qui arrive à l'instant $t + 1$ est basée sur la valeur d'observation de temps d'attente du patient précédent (qui arrive à l'instant t) et la valeur de prévision pour le même patient précédent (qui arrive à l'instant t).

5.6.3.3 Configurations pour la prévision avec la simulation RdPS

Plusieurs configurations ont été proposées avant de choisir la configuration finale à travers laquelle nous proposons un nouveau concept de prévision, dont l'objectif est de bien imiter l'état réel du SU au moment de l'observation.

- **Configuration 1**

Cette première configuration (Table 5.3) a été proposée pour la validation du modèle de simulation. A cette fin, les différentes données que nous avons utilisées sont récupérées de la BD ResUrgences du SU. Les détails de développement et de validation du modèle de simulation sont expliqués dans le chapitre 3.

En effet, le modèle a été validé avec un écart inférieur à 10% entre les performances réelles et simulées. Le temps de simulation est égal à 27 minutes.

- **Configuration 2**

Cette configuration a été proposée pour la prévision en temps réel. À cette fin, nous avons

testé le concept présenté dans la section précédente (Figure 5.2) et nous avons utilisé les données historiques des dates d'arrivée réelles des patients.

Nous présentons l'exemple de simulation pendant les semaines 41 à 44 de l'année 2019. En outre, afin d'affiner le modèle et d'imiter le SU aussi parfaitement que possible, et pour minimiser le temps de simulation, nous avons choisi un horizon de simulation égal à un mois. Ainsi, au lieu de générer des arrivées aléatoires des patients et d'utiliser des probabilités de passages dans les différents services, nous avons identifié le patient avec deux attributs : la date réelle de son arrivée et le circuit où il sera examiné (circuit court ou circuit long).

À $t = 0$, nous avons rempli le modèle de simulation avec les patients présents dans le système. On lance la simulation pour échauffer le modèle. Par la suite, notre algorithme de simulation s'exécute périodiquement, pour des prévisions continues, à chaque arrivée d'un nouveau patient.

Avec cette configuration (Table 5.3), l'écart moyen entre les temps d'attente réel et les temps d'attente simulés dans le circuit court et le circuit long est égal à 28%.

Nous expliquons cette augmentation d'écart, par la non adéquation des lois de services que nous avons utilisées, et qui ont été calculées pour la période de l'année 2019, mais avec les durées des services de l'horizon d'étude qui est le mois d'octobre.

- **Configuration 3**

La prévision avec la simulation RdPS en temps réel et avec cette configuration (Table 5.3) est la contribution de ce travail et, à notre connaissance, elle n'a pas été étudiée dans la littérature.

En effet, dans cette configuration, le modèle tient compte des différentes données en temps réel obtenues du système d'information pour les N patients présents dans le SU. La simulation est exécutée avec l'état actuel du SU, par exemple le nombre de patients dans chaque circuit, leurs positions dans chaque service, et les ressources humaines et matérielles disponibles. Ces données nous permettent d'avoir un système en état de stabilité. Notre simulation ne tient donc pas compte de la période d'échauffement (durée de warm-up).

TABLE 5.3 – Tableau des configurations de simulation RdPS

	Configuration 1	Configuration 2	Configuration 3
Arrivées des patients	Loi d'inter-arrivée (Calculés sur la période de l'année 2019)	Arrivées réelles	Arrivées réelles
Historique d'entrées	Probabilités de passages dans les différents circuits (Historique des patients pendant l'année 2019)	Historique d'entrées dans le circuit court et circuit long	Obtenu en temps réel
Loi des services	Calculé sur la période de l'année 2019	Calculé sur la période de l'année 2019	Test sur l'échantillon de l'horizon (Mois d'octobre)
Horizon	365 jours	Mois d'Octobre 2019	Mois d'Octobre 2019
Warm-up	1 jour	1 jour	Sans warm-up
Replications	5	5	5
			Mise à jour de l'état du système à chaque nouvelle arrivée du patient

Lorsqu'un nouveau patient ($N + 1$) arrive à l'urgence, une simulation est effectuée pour calculer son temps d'attente prévu. La simulation tient compte des N patients dans le système et du nouveau patient et tente de prévoir son temps d'attente (Figure 5.12).

En utilisant cette configuration, plusieurs étapes doivent être traitées avant d'afficher le temps d'attente du patient.

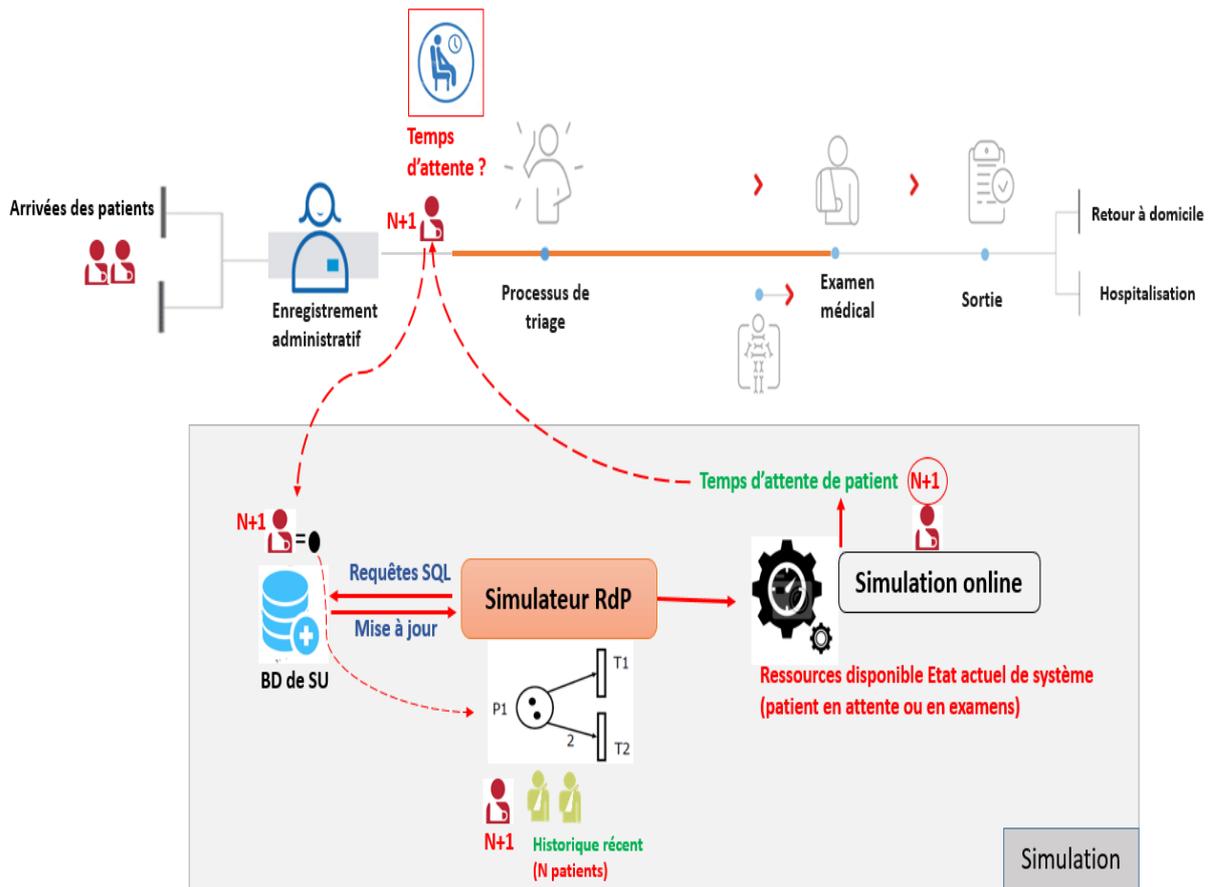


FIGURE 5.12 – Prévision en temps réel avec le RdPS

- Etape 1 : Récupération de l'état actuel du système

Dans cette étape, nous avons créé une requête SQL qui permet de récupérer la localisation de tous les patients présents dans le SU (circuit, box, salle d'attente, etc..) à un instant t de simulation. En effet, chaque salle et chaque service est défini par un code spécifique dans la base de données. Le Tableau 5.4 présente un exemple d'extraction des données de la BD liées à la localisation des patients présents dans le SU le 1^{er} octobre 2019 à 23h59.

TABLE 5.4 – Position actuel des patients présents au SU

N° patient	CCMU	GEMSA	DATE_ARRIVEE	Position	DATE_ENTREE
1	2	2	01/10/2019 13 :09 :00	0150	01/10/2019 19 :27 :02
2	2	4	01/10/2019 14 :06 :00	0213	01/10/2019 23 :48 :17
3	3	4	01/10/2019 14 :53 :00	0108	01/10/2019 20 :05 :48
4	2	4	01/10/2019 15 :58 :00	0203	01/10/2019 23 :25 :58
5	2	4	01/10/2019 18 :00 :00	0212	01/10/2019 21 :56 :25
6	2	2	01/10/2019 18 :34 :00	0132	01/10/2019 21 :09 :42
7	2	4	01/10/2019 18 :53 :00	0111	01/10/2019 23 :55 :34
8	1	2	01/10/2019 19 :24 :00	0150	01/10/2019 22 :56 :04
9	2	4	01/10/2019 20 :05 :00	0137	01/10/2019 20 :14 :41
10	2	2	01/10/2019 20 :24 :00	0150	01/10/2019 22 :21 :33
11	2	2	01/10/2019 20 :26 :00	0150	01/10/2019 23 :50 :54
12	2	4	01/10/2019 20 :58 :00	0110	01/10/2019 23 :35 :44
13	2	2	01/10/2019 21 :11 :00	0140	01/10/2019 21 :46 :24
14	2	2	01/10/2019 21 :14 :00	0150	01/10/2019 23 :47 :29
15	2	2	01/10/2019 21 :18 :00	0150	01/10/2019 23 :32 :20
16	2	2	01/10/2019 21 :27 :00	0201	01/10/2019 23 :35 :45
17	2	4	01/10/2019 21 :42 :00	0107	01/10/2019 23 :00 :03
18	1	4	01/10/2019 22 :13 :00	0105	01/10/2019 22 :57 :23
19	2	4	01/10/2019 22 :34 :00	0112	01/10/2019 22 :44 :38
20	1	2	01/10/2019 22 :44 :00	0005	01/10/2019 22 :46 :36
21	2	4	01/10/2019 22 :50 :00	0141	01/10/2019 23 :19 :55
22	2	2	01/10/2019 23 :30 :00	0101	01/10/2019 23 :34 :17
23	2	2	01/10/2019 23 :50 :00	0004	01/10/2019 23 :56 :23

- Étape 2 : Identification des codes et leurs correspondances dans le modèle de RdPS

Pour pouvoir utiliser ces codes de positions, nous devons dans un premier temps déchiffrer les codes des positions puis déterminer les places qui leur correspondent dans le modèle de RdPS.

Après plusieurs analyses, nous avons construit la liste des codes et leurs significations. Ensuite, nous avons créé un programme qui permet d'abord de définir les codes et d'afficher les positions des patients. Il permet d'identifier aussi la disponibilité ou l'occupation des ressources humaines et matérielles (boxes). Ce programme permet par la suite de transformer les patients présents dans ces positions et les ressources en des jetons dans les places adéquates dans le modèle de RdPS (Figure 5.13). Cette étape permet de définir le marquage initial (état du SU au moment de l'observation) à chaque nouvelle arrivée de patient.

- Étape 3 : Simulation et prévision du temps d'attente

Une fois l'état actuel du SU mis à jour (le marquage initial de RdPS est initialisé), l'al-

CHAPITRE 5. PRÉVISION DU TEMPS D'ATTENTE

DATE_ARRIVEE	POSITION	Salle	Circuit		N°Places	Marquage initial
01/10/2019 13:09:00	0150	Post-soins CL	CL		1	1
01/10/2019 14:06:00	0213	Exploration cardiaque	CL		2	0
01/10/2019 14:53:00	0108	Box8 CL	CL		3	0
01/10/2019 15:58:00	0203	Scanner	CL		4	0
01/10/2019 18:00:00	0212	Cs autre	CL		5	0
01/10/2019 18:34:00	0132	Box12 CL	CC	Transformation	6	2
01/10/2019 18:53:00	0111	Box11 CL	CL		7	1
01/10/2019 19:24:00	0150	Post-soins CL	CL		8	1
01/10/2019 20:05:00	0137	Box Psy1	CL	Marquage	9	0
01/10/2019 20:24:00	0150	Post-soins CL	CL		10	0
01/10/2019 20:26:00	0150	Post-soins CL	CL		11	0
01/10/2019 20:58:00	0110	Box10 CL	CL	Suppression	12	0
01/10/2019 21:11:00	0140	Box Pédi3	CL		13	0
01/10/2019 21:14:00	0150	Post-soins CL	CL		14	6
01/10/2019 21:18:00	0150	Post-soins CL	CL		15	0
01/10/2019 21:27:00	0201	Radiologie	CL		16	0
01/10/2019 21:42:00	0107	Box7 CL	CL		17	0
01/10/2019 22:13:00	0105	Box5 CC	CL		18	0
01/10/2019 22:34:00	0112	Box pédi3 1	CL		19	0
01/10/2019 22:44:00	0005	Attente CC	CL		20	0
01/10/2019 22:50:00	0141	Box Pédi4	CL		21	0
01/10/2019 23:30:00	0101	Box1 CC	CL		22	0
01/10/2019 23:50:00	0004	Attente gynéco	CC		23	0
					24	0

FIGURE 5.13 – Identification des positions des patients

gorithme de simulation s'exécute à chaque fois qu'un nouveau patient rejoint la file d'attente (file d'arrivée, Figure 5.14). Lorsque la simulation se déclenche, elle avance dans le temps en répétant tous les événements futurs. Afin de calculer l'heure de fin prévue des services qui ont commencé, l'algorithme utilise des estimations de la durée des services introduites dans les données d'entrées.

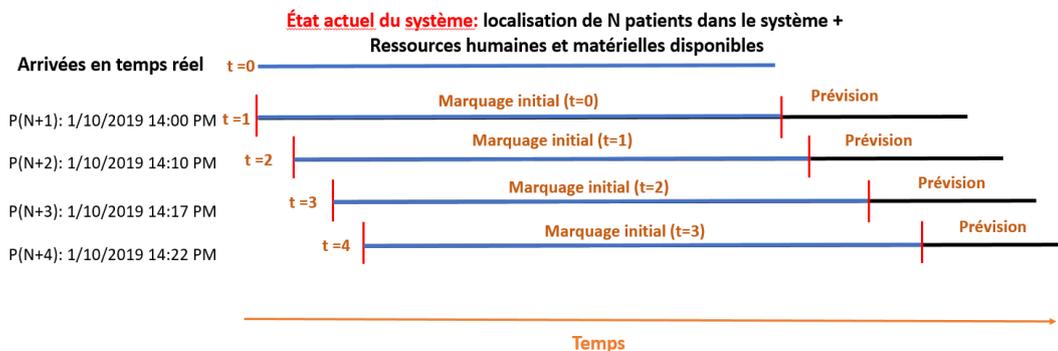


FIGURE 5.14 – Récupération de l'état actuel du système

5.6.3.4 Résultats des prévisions

Dans cette section, nous présentons les résultats des tests des modèles de prévision utilisés. Nous évaluons les performances de modèles de prévision testés pour les arrivées dans le circuit court et le circuit long. Nous utilisons le critère MAE (Moyenne absolue des erreurs) pour évaluer les performances de ces méthodes. Ce critère donne une interprétation simple et intuitive de la performance des modèles.

$$\varepsilon_i = Y_i - P_i \quad (5.1)$$

$$MAE = \text{moyenne}|\varepsilon_i| \quad (5.2)$$

Avec,

Y_t : Temps d'attente observé du patient t .

P_t : Temps d'attente simulé du patient t .

ε_i : L'erreur de prévision i .

MAE : Moyenne absolue des erreurs.

Notons par LES : lissage exponentiel simple, LED : lissage exponentiel double, MM : moyenne mobile, TA : temps d'attente.

Le Tableau 5.5 présente la moyenne absolue des erreurs des différentes méthodes de prévision utilisées dans ce deuxième cas d'étude (prévision de temps d'attente par patients), ainsi que les valeurs de paramètres de chaque modèle (coefficient α pour le lissage exponentiel simple et double et l'ordre pour la méthode des moyennes mobiles).

Pour le lissage exponentiel simple et double, nous avons utilisé le XLSTAT 2016, qui inclut un solveur et donc fournit une valeur optimisée de α bien plus précise que la valeur initialisée et qui minimise la moyenne absolue des erreurs de prévision.

Données	Méthode	Paramètres	MAE (minutes)	
			Moyenne	Ecart type
Arrivées par patient : Circuit court	LES	$\alpha = 0,145$	37,85	36,74
	LED	$\alpha = 0,145$	38,04	39,39
	MM	3	30,94	22,97
	Simulation	-	50,34	48,13
Arrivées par patient : Circuit long	LES	$\alpha = 0,105$	50,29	46,64
	LED	$\alpha = 0,105$	53,03	49,13
	MM	3	42,23	32,91
	Simulation	-	60,09	56,23

TABLE 5.5 – Moyenne absolue des erreurs de prévision pour le LES, LED, MM et la simulation

Les Figures 5.15, 5.16, 5.17, 5.18 présentent les résultats des prévisions effectuées avec respectivement les méthodes de lissage exponentiel simple, double, les moyennes mobiles et la simulation avec les RdPS. Ce sont les résultats de prévision de temps d'attente par patient des semaines 41 à 43. Elles présentent une comparaison entre les valeurs observées et prévues.

À partir de ces figures et de ce tableau, nous pouvons constater que le modèle de prévision avec les moyennes mobiles est le modèle avec la valeur de MAE la plus petite (MAE est égale à 30,94 minutes).

Nous pouvons remarquer que les méthodes de lissage exponentiel simple et de simulation (Figures 5.15, 5.18) suivent la tendance générale des observations de la série chronologique. Cependant, elles ne détectent pas les fluctuations importantes.

Les méthodes des moyennes mobiles et de lissage exponentiel double (Figures 5.17 et 5.16) utilisent l'information récente de l'observation pour améliorer les prévisions. Par rapport aux autres méthodes, la méthode des moyennes mobiles a tendance à ajuster les prévisions dans le cas d'un pic de forte ou faible attente (Figure 5.17)

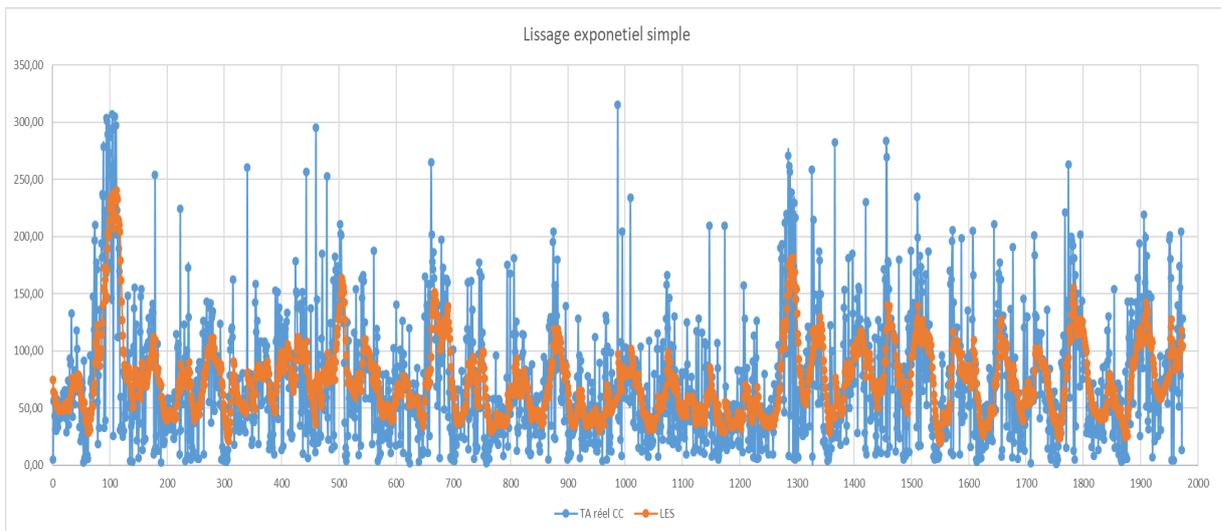


FIGURE 5.15 – Prédiction de temps d'attente par patient dans le circuit court des semaines 41 à 43 avec le lissage exponentiel simple

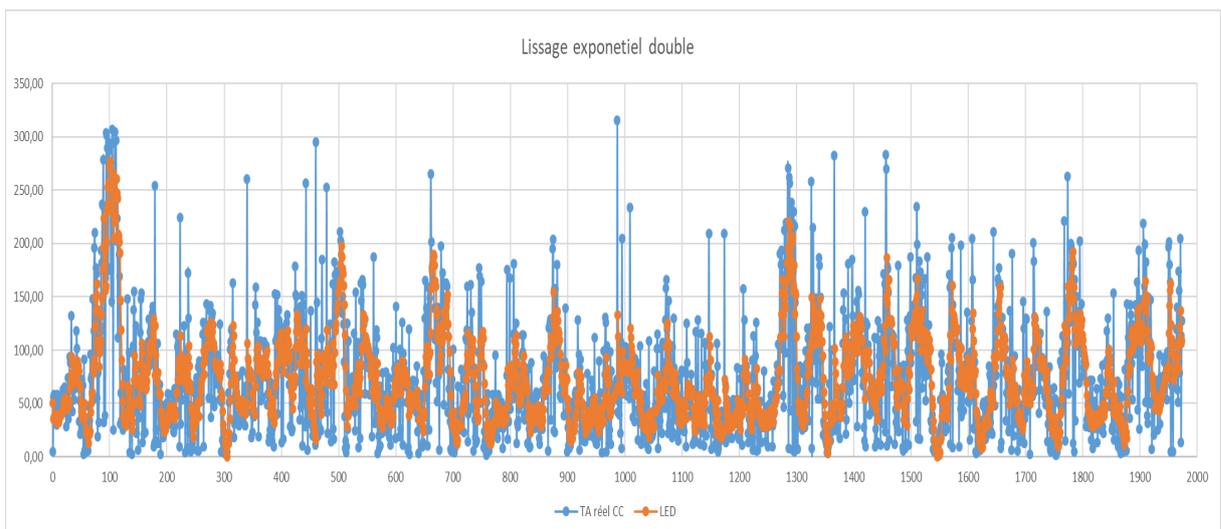


FIGURE 5.16 – Prédiction de temps d'attente par patient dans le circuit court des semaines 41 à 43 avec le lissage exponentiel double

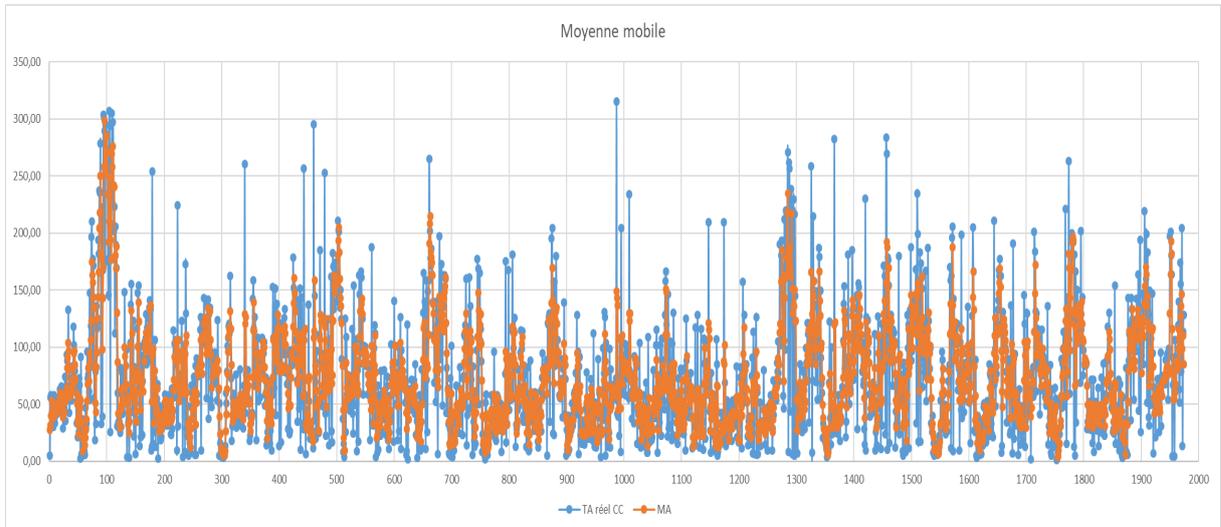


FIGURE 5.17 – Prédiction de temps d'attente par patient dans le circuit court des semaines 41 à 43 avec les moyennes mobiles

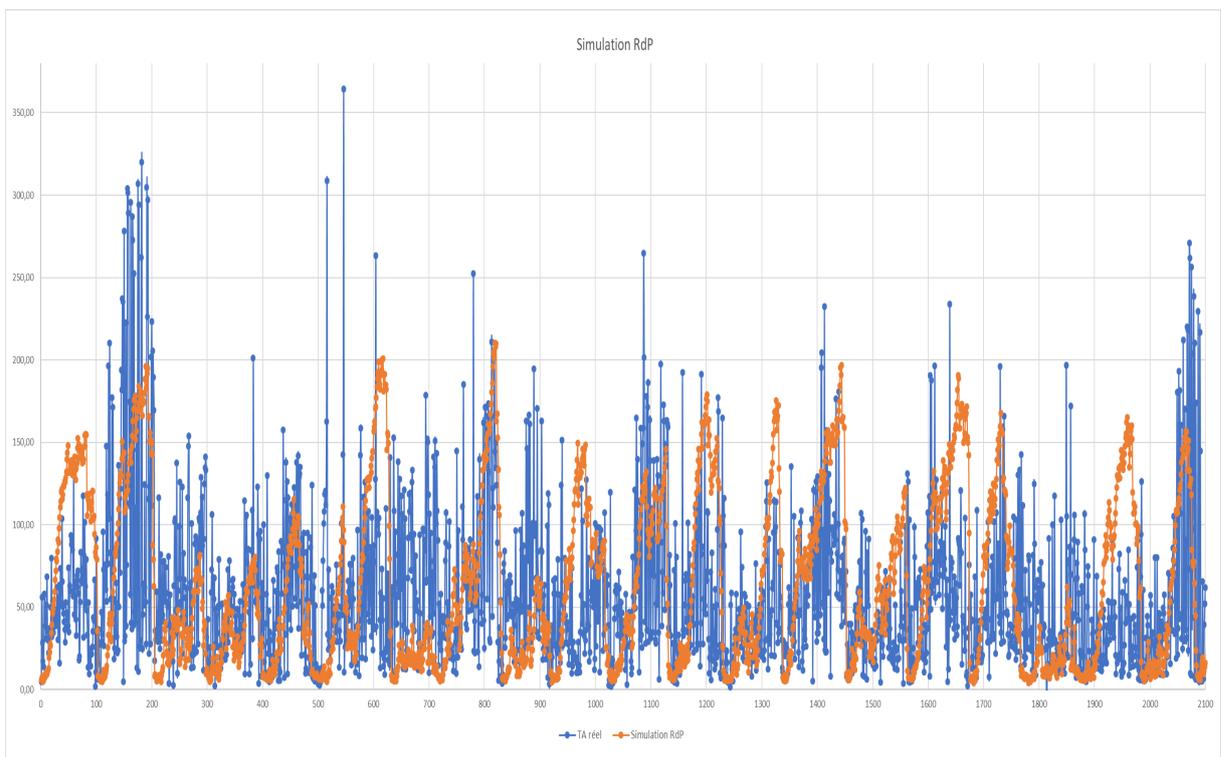


FIGURE 5.18 – Prédiction de temps d'attente par patient dans le circuit court des semaines 41 à 43 avec la simulation des RdPS

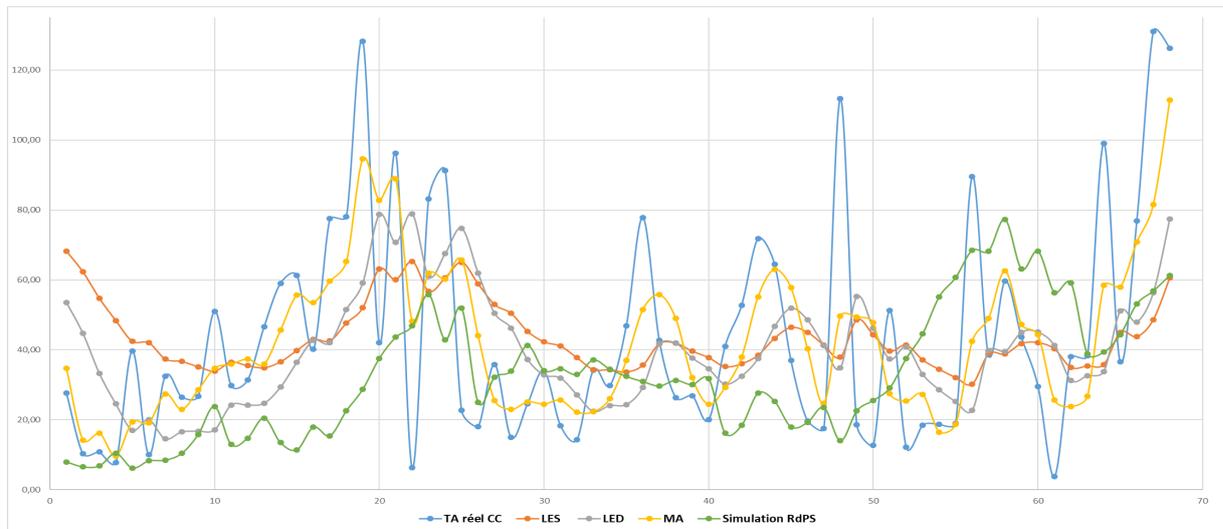


FIGURE 5.19 – Comparaison des méthodes de prévisions, jour 15 semaine 42

5.7 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons étudié la prévision du temps d'attente des patients. À cette fin, nous avons présenté une étude comparative entre 4 méthodes de prévision : méthode de lissage exponentiel simple, méthode de lissage exponentiel double, méthode des moyennes mobiles, et une approche de prévision avec la simulation RdPS.

Nous avons proposé une approche de prévision basée sur la simulation, avec une nouvelle configuration qui permet de récupérer l'état actuel du SU à chaque fois qu'un nouveau patient rejoint la file d'arrivée. Ceci évite d'étudier la simulation avec la durée du warm-up. La prévision avec la simulation RdPS en temps réel et avec cette configuration (configuration 3, Tableau 5.3) est la contribution de ce travail et n'a, à notre connaissance, pas été étudiée dans la littérature.

Le Tableau 5.5 montre la différence entre les performances des méthodes appliquées pour la prévision du temps d'attente des patients dans le circuit court et circuit long. Nous remarquons que la méthode des moyennes mobiles a la moyenne absolue des erreurs minimale.

En revanche, même la prévision avec la simulation a présenté la moyenne absolue des erreurs la plus élevée, nous continuons le travail avec ce modèle en vue de l'affiner et de proposer les bons réglages des paramètres qui permettront de minimiser autant que possible l'écart pour la performance de chaque patient. En effet, l'avantage avec la simulation, c'est qu'elle prend en considération tout le flux de passage dans le SU, les durées des services, la disponibilité des ressources humaines et matérielles, etc. Ce modèle représente plus finement la réalité, ce qui n'est pas pris en considération dans les autres méthodes.

Un début d'application industrielle a été commencé. Nous sommes actuellement en cours de discussion avec l'entreprise OPTA-LP pour packager les solutions qui ont été proposées dans cette thèse.

Conclusion générale et perspectives

6.1 Conclusion : synthèse des travaux

L'encombrement et la forte demande des services d'urgence des hôpitaux ont augmenté le temps d'attente des patients et ont eu un impact sur la gestion des ressources qui assurent la qualité des soins. Pour améliorer les performances des services d'urgence, les gestionnaires doivent avoir une bonne gestion des flux de patients et une configuration optimale des ressources humaines et matérielles. Cependant, les contraintes budgétaires ont obligé à fournir un service de haute qualité à un coût toujours plus réduit.

Ce projet s'inscrit dans la continuité de la première collaboration entre le CHT et le laboratoire LOSI (Laboratoire d'Optimisation des Systèmes Industriels) de l'UTT qui porte sur la prévision des flux de patients et l'optimisation de la planification des activités d'un centre d'urgences hospitalier (Thèse de Dr. Mohamed Afilal (2014-2017 [Afi17]). Dans ce contexte, une première contribution forte a abouti au développement et à la mise en place d'un logiciel de prévisions du nombre de patients dans le service des urgences nommé Opta Urgences. Ce dernier permet de prévoir l'afflux de patients sur le court (prévisions journalières), moyen (prévisions hebdomadaires) et long terme (prévisions mensuelles). L'outil se caractérise par une efficacité de plus de 94% sur les années 2017 à 2020.

Suite à cette première collaboration, il est devenu essentiel de prévoir et d'optimiser la charge de travail nécessaire pour accueillir le flux de patients attendu. C'est l'objet de cette deuxième collaboration. En effet, dans ce travail de thèse, nous avons étudié la problématique de l'optimisation du flux de passage des patients dans les services d'urgence. L'objectif est d'améliorer la qualité des services fournis aux patients.

Afin d'apporter des solutions efficaces à ces problèmes, nous avons proposé une démarche intégrant la simulation, l'optimisation et la prévision. Cette démarche est décomposée en deux axes :

- Premier axe : optimiser les activités du service des urgences.
- Deuxième axe : estimer le temps moyen d'attente pour un patient en prenant en compte l'optimisation des ressources.

Cette thèse est composée de cinq chapitres :

1. Dans le premier chapitre, nous avons présenté le contexte général de cette étude en discutant les problématiques liées aux services des urgences en France en général, et au

service d'urgence de Troyes en particulier et qui constitue le cadre de cette thèse. Ainsi, nous avons présenté les problèmes scientifiques liés à ce projet de thèse ainsi que les objectifs et les enjeux.

2. Dans le deuxième chapitre, nous avons présenté une liste des différents modèles, méthodes et outils issus de la recherche opérationnelle et qui ont servi à la résolution des problématiques liées aux systèmes de santé et aux services des urgences. Nous avons exposé à la fin notre contribution par rapport à la littérature.
3. Dans le troisième chapitre, des études spécifiques liées à la modélisation et la simulation du SU du CHT ont été présentées.
 - (a) Un premier modèle de SED a été réalisé avec le logiciel ARENA. Ce modèle a servi comme outil d'aide à la décision. Il a permis d'évaluer efficacement les performances et de tester différentes configurations.
 - (b) Un deuxième modèle de simulation avec les RdPS a été développé. Ce modèle a été utilisé pour la prévision des temps d'attente des patients. Ainsi, l'utilisation d'un modèle RdP comme outil de gestion et de prédiction de temps d'attente n'existe pas dans la littérature.
4. Le quatrième chapitre a été consacré au dimensionnement et à la planification des ressources humaines et matérielles afin de minimiser le temps d'attente des patients. Pour répondre efficacement à cet objectif, nous avons proposé trois approches d'optimisation : deux méthodes basées sur le couplage de simulation et l'optimisation (algorithme génétique, what-if scénarios) et une méthode basée sur la programmation mathématique (programmation linéaire en nombres mixtes).

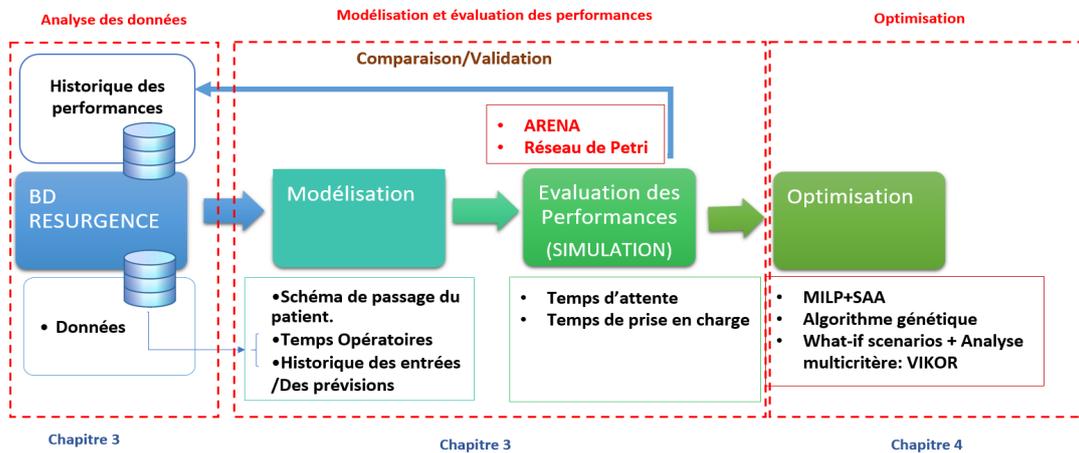


FIGURE 6.1 – Processus général d'étude

- (a) Nous avons tout d'abord proposé une approche générique pour ajuster de manière appropriée le nombre de ressources humaines et matérielles depuis l'arrivée du patient aux urgences jusqu'à la sortie ou l'affectation aux lits d'urgence, en tenant compte des incertitudes liées à l'arrivée des patients et aux délais des services. Nous avons proposé une MILP stochastique résolue à l'aide d'une méthode SAA

pour déterminer l'affectation optimale du personnel médical et paramédical et des lits, minimisant ainsi le nombre total de patients en attente dans toutes les files d'attente.

Contrairement à la plupart des travaux existants, ce travail envisage d'optimiser toutes les ressources humaines et matérielles utilisées dans le processus global du patient. De plus, à notre connaissance, c'est le premier qui considère l'utilisation des prévisions d'arrivée des patients comme données d'entrée pour aider le décideur à planifier quotidiennement les ressources humaines et matérielles.

Le programme a fait preuve d'efficacité avec les petites et moyennes instances des scénarios. En revanche, pour les grandes instances, le temps de résolution reste conséquent.

- (b) Afin de tenir compte de plusieurs caractéristiques du SU, difficiles à intégrer dans la modélisation mathématique, et afin de remédier le problème de temps de calcul important, nous avons opté pour le développement d'une approche qui porte sur le couplage de la simulation et de l'optimisation. Nous avons utilisé le modèle de SED développé avec ARENA (Chapitre 3) et qui intègre la structure du SU dans sa globalité, les durées des services, le régime de travail, les différents services de prise en charge des patients, etc. L'objectif est la minimisation du temps d'attente des patients avant la prise en charge.

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.

- (c) Nous avons exploité la stratégie de what-if scenarii pour planifier et dimensionner les ressources en autorisant un changement d'effectif. Cette stratégie a permis aussi d'évaluer des scénarios liés à la réorganisation structurelle et organisationnelle du SU. L'objectif n'est plus de minimiser seulement le temps d'attente, mais aussi le temps de prise en charge et le coût lié à l'ajout d'une ressource supplémentaire.

Plus de 164 scénarios ont été évalués par le biais de la simulation, d'où un nouveau benchmark qui n'existe pas dans la littérature. Pour analyser les résultats de simulation, nous avons exploité la méthode d'aide multicritère à la décision VIKOR.

Il est à noter que, à cause des contraintes structurelles, les scénarios proposés par la méthode what-if scénarios n'ont pas pu être mis en place pour le circuit court et le circuit long. Cependant, trois autres scénarios, parmi ceux simulés, ont été retenus et mis en place. Il s'agit de : l'ajout d'une deuxième infirmière IOA de 11h à 20h, l'ajout d'une deuxième infirmière dans le circuit long de 13h à 19h et l'ajout d'un médecin dans le circuit court de 8h à 18h.

5. Le cinquième chapitre a été consacré pour la prévision des temps d'attente des patients. À cette fin, une étude comparative est effectuée pour comparer les méthodes de prévision analytiques à une approche basée sur le modèle de simulation avec les réseaux de Petri. Ces méthodes sont utilisées à la fois pour prédire le temps d'attente moyen par heure et le temps d'attente pour chaque patient.

Pour l'approche de prévision avec la simulation, nous avons développé un modèle de simulation avec les RdPS pour l'estimation du temps d'attente. La prévision des temps d'attente des patients a été traitée dans plusieurs travaux dans la littérature, mais l'utilisation d'un modèle RdP comme outil de gestion et prédiction de temps d'attente est une première.

Des données réelles récupérées de la base de données du SU sont utilisées pour tester ces méthodes et comparer leurs performances.

Un début d'application industrielle a été commencé. Nous sommes actuellement en cours de discussion avec l'entreprise OPTA-LP pour packager les solutions qui ont été proposées dans cette thèse.

Basée sur l'optimisation des ressources, l'estimation permettra de renforcer le confort des patients en réduisant leur stress et en améliorant les flux de passage.

6.2 Perspectives

Dans la suite de nos travaux, plusieurs perspectives peuvent être envisagées :

- Au niveau de la simulation, l'intégration de la modélisation de la phase d'hospitalisation dans l'UHCD pourra améliorer les performances du modèle. En effet, le problème de gestion des lits dans l'UHCD est l'une des problématiques majeures dans un SU, et à travers la simulation on pourra tester des scénarios de planification et de dimensionnement des ressources de ce service et par conséquent, optimiser le parcours global des patients dans l'hôpital.

- Amélioration des performances de modèle de prévision avec la simulation RdPS en temps réel, en vue de l'affiner et de proposer les bons réglages des paramètres qui permettront de minimiser autant que possible l'écart pour la performance de chaque patient. Nous continuons le travail sur le développement de l'application industrielle, à travers lequel les étapes de prévision seront automatisées pour récupérer, à chaque nouvelle arrivée des patients, l'état actuel du système du SU.

De plus, comme les lois de distribution des services sont très importantes dans la simulation et impactent les performances du modèle, nous proposons la configuration suivante : à chaque nouvelle arrivée de patient, les paramètres de chaque distribution aléatoire requis par la simulation seront réajustés par une estimation du maximum de vraisemblance avec les 4 semaines précédentes de données historiques des patients. Cette technique permet de garantir que les paramètres restent à jour tout au long de l'année pour refléter les variations saisonnières.

- Exploitation d'autres méthodes de prévisions de temps d'attente telles que les méthodes de machine learning, les réseaux de neurones, etc.. Il serait intéressant de faire une étude comparative avec les résultats de ces méthodes et les résultats des prévisions avec les méthodes que nous utilisons dans cette étude.

- Étude du problème d'ordonnancement de passage des patients dans le SU peut être une piste intéressante aussi pour minimiser le temps d'attente des patients.

6.3 Publications

Les travaux présentés dans ce mémoire ont donné lieu aux publications suivantes :

- **Revues avec comité de lecture**

- Chouba, I., Arbaoui, T., Amodeo, L., Yalaoui, F., Blua, P., Sanchez, S., Laplanche, D. (2019). Optimisation du service d'urgences à l'aide d'un modèle de simulation efficace. *Revue d'Épidémiologie et de Santé Publique*, 67, S86.

- **Conférences internationales avec comité de lecture**

- Chouba, I., Yalaoui, F., Amodeo, L., Arbaoui, T., Blua, P., Laplanche, D., Sanchez, S. (2019). An efficient simulation-based optimization approach for improving emergency department performance. *Emergency* 18.

- Chouba, I., Amodeo, L., Yalaoui, F., Arbaoui, T., Laplanche, D. (2020, November). A Mixed Integer Linear Program For Human And Material Resources Optimization In Emergency Department. In *International Conference on Modeling, Optimization and Simulation (MOSIM 2020)*.

- Chouba, I., Amodeo, L., Yalaoui, F., Arbaoui, T., Laplanche, D. (2021, April). Simulating Emergency Departments Using Generalized Petri Nets. In *Asian Conference on Intelligent Information and Database Systems* (pp. 224-234). Springer, Cham (ACIIDS2021).

- **Conférences sans comité de lecture**

- Chouba, I., Yalaoui, F., Amodeo, L., Arbaoui, T., Laplanche, D., "Predicting hospital waiting times using a generalized stochastic petri net model." In *International Workshop on Optimization and Learning : Challenges and Applications (OLA 2020)*.

- Chouba, I., Yalaoui, F., Amodeo, L., Arbaoui, T., Laplanche, D., "Improving decision-making and management of an emergency department resources using discrete event simulation model and multi-criteria analysis." In *21^{ème} congrès de la société Française de Recherche Opérationnelle et d'Aide à la Décision (ROADEF2 020)*.

- Chouba, I., Yalaoui, F., Amodeo, L., Arbaoui, T., Laplanche, D., "Solving emergency department resources management using a joint simulation optimization approach" In *Smart Healthcare International Conference (SHEIC 2020)*.

Description des composantes du modèle de simulation RdP

A.1 Distribution des jetons de ressources initiales

TABLE A.1 – Distribution des jetons de ressources initiales

Places	Nombre de jetons
P7 : Agent administratif	1
P8 : Infirmière IOA/ Aide-Soignant	1 (+1 de 11h à 20h)
P63 : Personnels paramédicaux dans le circuit court	2
P64 : Personnels médicaux dans le circuit court	2 (+1 de 8h :30 à 18h :30)
P65 : Boxes des examens dans le circuit court	13
P66 : Personnels paramédicaux dans le circuit long	4 (+1 de 13h à 19h) (+1 de 19h à 5h)
P67 : Personnels médicaux dans le circuit long	4
P68 : Boxes des examens dans le circuit long	14

A.2 Description des places

TABLE A.2 – Description des places

Places	Description	Probabilités de franchissement
Arrivée des patients		
P1	Le patient est arrivé au SU	
P2	Le patient est en attente de l'enregistrement administratif	
P3 /P9	Le patient (en état stable (P3)/ urgent (P9)) a fait l'enregistrement administratif	
P4 /P10	Nombre de patients (en état stable (P4) / urgent (P10)) en attente de l'examen IOA	
P5/P11	Le patient (en état stable (P5)/ urgent (P11)) est en examen IOA	

ANNEXE A. DESCRIPTION DES COMPOSANTES DU MODÈLE DE SIMULATION
RDP

TABLE A.2 – Description des places

Places	Description	Probabilités de franchissement
P6/P12	Nombre de patients dirigés vers le CC (P6)/CL (P12) et qui attendent l'examen du médecin	
Circuit court		
P13	Le patient est accompagné par l'infirmière/aide-soignant au CC	
P14	Le patient est en attente du médecin	P14 (T13) = 0.88 P14 (T14) = 0.12
P15	Le patient de type EP1/EP2 est en examen médical	
P16	Le patient de type EP3/EP4 est en examen médical	
P17	Le patient de type EP1/EP2 est examiné et attend une infirmière/ aide-soignant pour l'accompagner à la sortie	
P18	Le patient de type EP3/EP4 est examiné et attend une infirmière/ aide-soignant pour l'accompagner à la sortie	
P19	Le patient est accompagné à la sortie de box	
P20	Nombre des patients examinés et qui nécessitent des examens complémentaires (P20 (T20))/ qui seront déchargés (P20 (T21))	P20 (T20) = 0.14 P20 (T21) = 0.86
P21	Nombre des patients qui vont faire les examens complémentaires	
P35	Nombre des patients qui sont sortis du SU après leur passage dans le circuit court	
P22	Le patient est en examen de radiologie	P21 (T22) = 0.587
P23	Le patient est en examen de scanner	P21 (T23) = 0.032
P24	Le patient est en examen d'échographie	P21 (T24) = 0.287
P25	Le patient est en examen d'IRM	P21 (T25) = 0.001
P26	Le patient est en consultations spécialisées	P21 (T26) = 0.01
P27	Le patient est en examen de doppler	P21 (T27) = 0.079
P28	Le patient est en examen de scintigraphie	P21(T28) = 0.004
P29	Nombre de patients en attente des résultats d'examens complémentaires	
P30	Le patient est en attente du médecin pour une deuxième évaluation	P30 (T37) = 0.77 P30 (T39) = 0.23
P31	Le patient de type EP1/EP2 est en deuxième évaluation de médecin	
P32	Le patient de type EP3/EP4 est en deuxième évaluation de médecin	
P33	Nombre des patients évalués et qui seront hospitalisés (P33 (T41))/ déchargés (P33 (T43))	P33 (T41) = 0.85 P33 (T43) = 0.15
P34	Le patient est hospitalisé	
P35	Le patient est déchargé du SU	
P36-P37	Le boxe du circuit court est nettoyé	
Circuit long		
P38	Le patient est accompagné par l'infirmière/aide-soignant au CL	

ANNEXE A. DESCRIPTION DES COMPOSANTES DU MODÈLE DE SIMULATION
RDP

TABLE A.2 – Description des places

Places	Description	Probabilités de franchissement
P39	Le patient est en attente du médecin	P39 (T48) = 0.55 P39 (T49) = 0.45
P40	Le patient du type EP1/EP2 est en examen médecin	
P41	Le patient du type EP3/EP4 est en examen médecin	
P42	Le patient de type EP1/EP2 est examiné et attend une infirmière/ aide-soignant pour l'accompagner à la sortie	
P43	Le patient de type EP3/EP4 est examiné et attend une infirmière/ aide-soignant pour l'accompagner à la sortie	
P44	Le patient est accompagné à la sortie de box	
P45	Nombre des patients examinés et qui nécessitent des examens complémentaires (P45 (T55))/ qui seront déchargés (P45 (T56))	P45 (T55) = 0.48 P45 (T56) = 0.52
P46	Nombre des patients qui vont faire les examens complémentaires	
P60	Nombre des patients qui sont sortis du SU après leur passage dans le circuit long	
P47	Le patient est en examen de radiologie	P46 (T47) = 0.426
P48	Le patient est en examen de scanner	P46 (T48) = 0.025
P49	Le patient est en examen d'échographie	P46 (T49) = 0.505
P50	Le patient est en examen d'IRM	P46 (T50) = 0.001
P51	Le patient est en consultations spécialisées	P46 (T51) = 0.05
P52	Le patient est en examen de doppler	P46 (T52) = 0.035
P53	Le patient est en examen de scintigraphie	P46 (T53) = 0.003
P54	Nombre de patients en attente des résultats d'examens complémentaires	
P55	Le patient est en attente de médecin pour une deuxième évaluation	P55 T72= 0.23 P55 T74=0.77
P56	Le patient de type EP1/EP2 est en deuxième évaluation de médecin	
P57	Le patient de type EP3/EP4 est en deuxième évaluation de médecin	
P58	Nombre des patients évalués et qui seront hospitalisés (P58 (T76))/ déchargés (P58 (T79))	P58 (T76) = 0.53 P58 (T79) = 0.47
P59	Le patient est hospitalisé	
P60	Le patient est déchargé du SU	
P61-P62	Le box du circuit long est nettoyé	

A.3 Description des transitions

TABLE A.3 – Description des transitions

Transitions	Description	Taux de franchissement
Arrivée des patients		
T1	Le patient arrive au SU.	EXPO (0,14)
T2	L'agent administrative commence l'enregistrement des patients en état stable.	Immédiat
T3	L'agent administrative enregistre les patients en état stable.	TRIANG (1, 1.5, 2)
T4	L'IOA commence l'examen de triage des patients en état stable.	Immédiat
T5	L'IOA évalue les patients en état stable.	NORMAL (5,2)
T7	L'agent administrative commence l'enregistrement des patients en état urgent.	Immédiat
T8	L'agent administrative enregistre les patients en état urgent.	TRIANG (0.5, 1, 2)
T9	L'IOA commence l'examen de triage des patients en état urgent.	Immédiat
T10	L'IOA évalue les patients en état urgent.	NORMAL (7,2)
Circuit court		
T6	L'infirmière / L'aide-soignant commence l'accompagnement du patient vers le box.	Immédiat
T12	L'aide-soignant accompagne le patient vers le box.	UNIFORM (5,15)
T13	Le médecin commence l'examen des patients de type EP1/EP2.	Immédiat
T15	Le médecin examine les patients de type EP1/EP2.	UNIFORM (3,7)
T14	Le médecin commence l'examen des patients de type EP3/EP4.	Immédiate
T16	Le médecin examine les patients de type EP3/EP4.	UNIFORM (5,10)
T17/T18	L'infirmière / Aide-soignant commence l'accompagnement du patient vers la sortie du box.	Immédiat
T19	L'infirmière / Aide-soignant accompagne le patient vers la sortie du box.	UNIFORM (1,10)
T20	Le patient se dirige vers les services des examens complémentaires.	Immédiat
T21	Le patient rentre à domicile.	Immédiat

ANNEXE A. DESCRIPTION DES COMPOSANTES DU MODÈLE DE SIMULATION
RDP

TABLE A.3 – Description des transitions

Transitions	Description	Taux de franchissement
T22	Le patient commence l'examen de radiologie	Immédiat
T23	Le patient commence l'examen de scanner	Immédiat
T24	Le patient commence l'examen d'échographie	Immédiat
T25	Le patient commence l'examen d'IRM	Immédiat
T26	Le patient commence les consultations spécialisées	Immédiat
T27	Le patient commence l'examen de Doppler	Immédiat
T28	Le patient commence l'examen de scintigraphie	Immédiat
T29	Réalisation d'examen radiologique	1+GAMMA (15.4 , 1.4)
T30	Réalisation d'examen de scanner	UNIFORM (3,57)
T31	Réalisation d'examen échographique	7+ WEIBULL (1.3 , 28)
T32	Réalisation d'examen d'IRM	UNIFORM (39 , 99)
T33	Réalisation de consultations spécialisées	NORMAL (50.3 , 26.3)
T34	Réalisation d'examen de doppler	5+GAMMA (179 , 0.64)
T35	Réalisation d'examen scintigraphique	TRIANG (1,16.3, 52)
T36	Le patient attend les résultats des examens complémentaires.	-0.001 +EXPO (50.1)
T37	Le médecin commence l'évaluation des patients de type EP1/EP2 suite au examens complémentaires.	Immédiat
T38	Le médecin évalue les patients de type EP1/EP2.	UNIFORM (3 , 7)
T39	Le médecin commence l'évaluation des patients de type EP3/EP4 suite au examens complémentaires.	Immédiat
T40	Le médecin évalue les patients de type EP3/EP4.	UNIFORM (5 , 10)
T41	Le patient se dirige vers l'unité d'hospitalisation.	Immédiat
T43	Le patient rentre à domicile.	Immédiat
T42-T44	L'infirmière/ Aide-soignant commence le nettoyage de box.	Immédiat
T45-T46	L'infirmière/ Aide-soignant nettoie le box.	TRIANG (0.5,1, 2)
Circuit long		
T11	L'infirmière / Aide-soignant commence l'accompagnement du patient vers le box.	Immédiat
T47	L'aide-soignant accompagne le patient vers le box.	UNIFORM (10,30)
T48	Le médecin commence l'examen des patients de type EP1/EP2.	Immédiat
T50	Le médecin examine les patients de type EP1/EP2.	UNIFORM (5,20)
T49	Le médecin commence l'examen des patients de type EP3/EP4.	Immédiat
T51	Le médecin examine les patients de type EP3/EP4.	UNIFORM (10,30)

ANNEXE A. DESCRIPTION DES COMPOSANTES DU MODÈLE DE SIMULATION
RDP

TABLE A.3 – Description des transitions

Transitions	Description	Taux de franchissement
T52/T53	L'infirmière / Aide-soignant commence l'accompagnement du patient à la sortie du box.	Immédiat
T54	L'infirmière / Aide-soignant accompagne le patient vers la sortie du box.	UNIFORM (5,15)
T55	Le patient se dirige vers les services des examens complémentaires.	Immédiat
T56	Le patient rentre à domicile.	Immédiat
T57	Le patient commence l'examen de radiologie	Immédiat
T58	Le patient commence l'examen de scanner	Immédiat
T59	Le patient commence l'examen d'échographie	Immédiat
T60	Le patient commence l'examen d'IRM	Immédiat
T61	Le patient commence les consultations spécialisées	Immédiat
T62	Le patient commence l'examen de Doppler	Immédiat
T63	Le patient commence l'examen de scintigraphie	Immédiat
T64	Réalisation d'examen radiologique	1+GAMMA (9.24 , 2.68)
T65	Réalisation d'examen de scanner	16+GAMMA (23.5 , 1.28)
T66	Réalisation d'examen échographique	1+WEIBULL (2.16 , 15.8)
T67	Réalisation d'examen d'IRM	UNIFORM (39,99)
T68	Réalisation de consultations spécialisées	NORMAL (50.3, 26.3)
T69	Réalisation d'examen de doppler	-0.001+WEIBULL (0.7, 99)
T70	Réalisation d'examen scintigraphique	TRIANG (1, 16.3 ,52)
T71	Le patient attend les résultats des examens complémentaires.	180+BETA (0.8 , 2.53)
T72	Le médecin commence l'évaluation des patients de type EP1/EP2 suite aux examens complémentaires.	Immédiate
T73	Le médecin évalue les patients de type EP1/EP2.	TRIANG (5,10,15)
T74	Le médecin commence l'évaluation des patients de type EP3/EP4 suite aux examens complémentaires.	Immédiate
T75	Le médecin évalue les patients de type EP3/EP4.	TRIANG (10,15,25)
T76	Le patient se dirige vers l'unité l'hospitalisation.	Immédiate
T79	Le patient rentre à domicile.	Immédiate
T77-T80	L'infirmière / Aide-soignant commence le nettoyage du box.	Immédiate
T78-T81	L'infirmière / Aide-soignant nettoie le box.	TRIANG (0.5, 1 ,2)

Méthode des scénarios

M : Médecin , I : Interne, Inf : Infirmière, AS : Aide-soignant, TA : Temps d'attente, TPCH : Temps de prise en charge

B.1 Scénarios de catégorie 1

Scénario	Ressources ajoutés				Performances			Créneau
	M	I	Inf	AS	TA	TPCH	Coût	
Circuit court								
S1	1				0	-5	5600	24H
S2		1			-1,5	-4	1500	24H
S3			1		-22	-7	2400	24H
S4				1	-20	-5	1800	24H
S5	1	1			-25	-8	7100	24H
S6			1	1	-26	-10	4200	24H
S7	1	1	1	1	-27	-11	11300	24H
S8	1				-2	-3	9800	9h-12h
S9	1		1		-22	-9	12200	M : 9h-12h Inf : disponible 24H
S10	1				0	-2	9800	12h-15h
S11	1		1		-24	-9	12200	M : 12h-15h Inf : disponible 24H
S12	1				0	0	9800	15h-18h
S13	1		1		-23	-7	12200	M : 15h-18h Inf : disponible 24H
S14	1				0	-2	9800	18h-21h
S15	1		1		-24	-7	12200	M : 18h-21h Inf : disponible 24H
S16			1		-14	-8	2400	6h-12h
S17			1		-15	-5	2400	7h-13h
S18			1		-12	-5	2400	8h-14h
S19			1		-16	-6	2400	9h-15h
S20			1		-14	-6	2400	10h-16h
S21			1		-13	-5	2400	11h-17h
S22			1		-14	-7	2400	12h-18h
S23			1		-13	-5	2400	13h-19h

ANNEXE B. MÉTHODE DES SCÉNARIOS

S24			1		-14	-5	2400	14h-20h
S25			1		-10	-4	2400	15h-21h
S26			1		-9	-3	2400	16h-22h
S27			1		-14	-6	2400	17h-23
S28	1				0	-2	5600	8h-14h
S29	1				0	-5	5600	9h-15h
S30	1				-14	-4	5600	10h-16h
S31	1				-4	-5	5600	11h-17h
S32	1				-2	-6	5600	12h-18h
S33	1				-4	-3	5600	13h-19h
S34	1				0	0	5600	14h-20h
S35	1				-2	-3	5600	15h-21h
S36	1				-6	-4	5600	16h-22h
S37	1				0	-1	5600	17h-23
S38	1				-5	-5	5600	18h-24h
S39			1		-22	-9	2400	6h-13h
S40			1		-18	-6	2400	7h-14h
S41			1		-20	-5	2400	8h-15h
S42			1		-18	-8	2400	9h-16h
S43			1		-14	-6	2400	10h-17h
S44			1		-12	-6	2400	11h-18h
S45			1		-16	-6	2400	12h-19h
S46			1		-14	-4	2400	13h-20h
S47			1		-15	-6	2400	14h-21h
S48			1		-17	-5	2400	15h-22h
S49			1		-14	-7	2400	16h-23h
S50	1				-3	-1	5600	8h-15h
S51	1				0	0	5600	9h-16h
S52	1				-1	-3	5600	10h-17h
S53	1				-3	-3	5600	11h-18h
S54	1				0	-2	5600	12h-19h
S55	1				0	-2	5600	13h-20h
S56	1				0	-2	5600	14h-21h
S57	1				0	-1	5600	15h-22h
S58	1				0	-1	5600	16h-23h
S59	1				0	-1	5600	17h-24h
S60			1		-16	-7	2400	10h-22h
S61				1	-13	-6	1800	10h-22h
S62			1	1	-21	-10	4200	10h-22h
S63	1		1	1	-22	-10	9800	10h-22h
S64	1		1		-22	-10	8000	10h-22h
S65			1		-12	-3	2400	12h-20h

ANNEXE B. MÉTHODE DES SCÉNARIOS

S66			1		-3	-0	2400	19h-5h
S67				1	-10	-3	1800	12h-20h
S68				1	-2	0	1800	19h-5h
S69				1	-11	3	1800	17h-24h
S70			1	1	-21	6	4200	12h-20h
S71			1	1	-2	0	4200	19h-5h
S72			1	1	-14	-5	4200	17h-24h
S73	-1		1	1	-25	-6	4200	7h-19h
S74	-1		1	1	-23	-5	4200	9h-19h
S75	1				-6	-4	5600	8h-18h
S76	1				-7	-2	5600	8h-20h
S77	1				-3	-2	5600	10h-22h
S78	1				-9	-3	5600	12h-24h
Scénario	Ressources ajoutés				Performances			Créneau
	M	I	Inf	AS	TA	TPCH	Coût	
	Circuit long							
S1	1				0	0	5600	24H
S2		1			0	-1,5	1500	24H
S3			1		-6	0	2400	24H
S4				1	-4,5	0	1800	24H
S5	1	1			0	-2	7100	24H
S6			1	1	-9	-2	4200	24H
S7	1	1	1	1	-10	-2	11300	24H
S8	1				0	0	9800	9h-12h
S9	1		1		-6	0	12200	M : 9h-12h Inf : disponible 24H
S10	1				-3	-1	9800	12h-15h
S11	1		1		-7	-1	12200	M : 12h-15h Inf : disponible 24H)
S12	1				-2,5	0	9800	15h-18h
S13	1		1		-5	0	12200	M : 15h-18h Inf : disponible 24H
S14	1				-4	-2	9800	18h-21h
S15	1		1		-6	-1	12200	M : 18h-221h Inf : disponible 24H
S16			1		-10	0	2400	6h-12h
S17			1		-5	-2	2400	7h-13h
S18			1		-2	-2	2400	8h-14h
S19			1		-5	-1,5	2400	9h-15h
S20			1		-4	0	2400	10h-16h
S21			1		-3	-1	2400	11h-17h
S22			1		-2	0	2400	12h-18h

ANNEXE B. MÉTHODE DES SCÉNARIOS

S23			1		-4	-1	2400	13h-19h
S24			1		-2	-1	2400	14h-20h
S25			1		-5	-3	2400	15h-21h
S26			1		-7	-1	2400	16h-22h
S27			1		-4	-1,5	2400	17h-23
S28	1				-3,5	-1	5600	8h-14h
S29	1				-4	-2	5600	9h-15h
S30	1				-4	-2	5600	10h-16h
S31	1				0	0	5600	11h-17h
S32	1				-3	0	5600	12h-18h
S33	1				0	-1,5	5600	13h-19h
S34	1				-2,5	-2	5600	14h-20h
S35	1				-1,5	-2	5600	15h-21h
S36	1				-4	-1,5	5600	16h-22h
S37	1				-3,5	-1	5600	17h-23
S38	1				-4	-2	5600	18h-24h
S39			1		-3	0	2400	6h-13h
S40			1		-7	-1	2400	7h-14h
S41			1		-7	0	2400	8h-15h
S42			1		-6	-1	2400	9h-16h
S43			1		-2	-1	2400	10h-17h
S44			1		-4	-1	2400	11h-18h
S45			1		-8	-2	2400	12h-19h
S46			1		-9	-2	2400	13h-20h
S47			1		-3	-1	2400	14h-21h
S48			1		-6	-1	2400	15h-22h
S49			1		-4	-1	2400	16h-23h
S50	1				-4	-2	5600	8h-15h
S51	1				-4	-2	5600	9h-16h
S52	1				0	0	5600	10h-17h
S53	1				0	-1	5600	11h-18h
S54	1				0	-1	5600	12h-19h
S55	1				-3	-2	5600	13h-20h
S56	1				-1	-2	5600	14h-21h
S57	1				-4	-2	5600	15h-22h
S58	1				-1,5	-2	5600	16h-23h
S59	1				-4	-2	5600	17h-24h
S60			1		-8	-2	2400	10h-22h
S61				1	-5	0	1800	10h-22h
S62			1	1	-9	0	4200	10h-22h
S63	1		1	1	-10	-3	9800	10h-22h

TABLE B.1 – Matrice de décision des scénarios de catégorie 1.

Bibliographie

- [AA09] Mohamed A AHMED et Talal M ALKHAMIS. « Simulation optimization for an emergency department healthcare unit in Kuwait ». In : *European journal of operational research* 198.3 (2009), p. 936-942 (cf. p. 37, 47).
- [Afi+16a] Mohamed AFILAL, Farouk YALAOUI, Frédéric DUGARDIN, Lionel AMODEO, David LAPLANCHE et Philippe BLUA. « Emergency department flow : A new practical patients classification and forecasting daily attendance ». In : *IFAC-PapersOnLine* 49.12 (2016), p. 721-726 (cf. p. 51).
- [Afi+16b] Mohamed AFILAL, Farouk YALAOUI, Frédéric DUGARDIN, Lionel AMODEO, David LAPLANCHE et Philippe BLUA. « Forecasting the emergency department patients flow ». In : *Journal of medical systems* 40.7 (2016), p. 175 (cf. p. 2, 3, 36, 46, 83, 92, 95, 123).
- [Afi17] Mohamed AFILAL. « Optimisation de la prévision et de la planification des activités d'un centre d'urgence hospitalier ». Thèse de doct. Université de Technologie de Troyes, 2017 (cf. p. 2, 92, 147).
- [Ahs+19] Kazi Badrul AHSAN, MR ALAM, Doug Gordon MOREL et MA KARIM. « Emergency department resource optimisation for improved performance : a review ». In : *Journal of Industrial Engineering International* 15.1 (2019), p. 253-266 (cf. p. 16).
- [ALV13] Martin ARULDOSS, T Miranda LAKSHMI et V Prasanna VENKATESAN. « A survey on multi criteria decision making methods and its applications ». In : *American Journal of Information Systems* 1.1 (2013), p. 31-43 (cf. p. 33).
- [Alv18] Carlos Miguel Ferreira ALVES. « Demand forecasting in a multi-specialty hospital setting : a comparative study of machine learning and classical statistical methods ». In : (2018) (cf. p. 123, 124).
- [AMCB84] Marco AJMONE MARSAN, Gianni CONTE et Gianfranco BALBO. « A class of generalized stochastic Petri nets for the performance evaluation of multiprocessor systems ». In : *ACM Transactions on Computer Systems (TOCS)* 2.2 (1984), p. 93-122 (cf. p. 29).
- [Amo+09] G AMODIO, MP FANTI, L MARTINO, A MANGINI et WALTER UKOVICH. « A Petri Net Model for Performance Evaluation and Management of an Emergency Cardiology Departments ». In : *Proc. of the XXXV ORHAS conference*. 2009, p. 97 (cf. p. 37, 47).
- [Ang+16] Erjie ANG, Sara KWASNICK, Mohsen BAYATI, Erica L PLAMBECK et Michael ARATOW. « Accurate emergency department wait time prediction ». In : *Manufacturing & Service Operations Management* 18.1 (2016), p. 141-156 (cf. p. 122, 123).

BIBLIOGRAPHIE

- [AS+15] Patrick ABOAGYE-SARFO, Qun MAI, Frank M SANFILIPPO, David B PREEN, Louise M STEWART et Daniel M FATOVICH. « A comparison of multivariate and univariate time series approaches to modelling and forecasting emergency department demand in Western Australia ». In : *Journal of biomedical informatics* 57 (2015), p. 62-73 (cf. p. 36).
- [ASJ13] Lina ABOUELJINANE, Evren SAHIN et Zied JEMAI. « A review on simulation models applied to emergency medical service operations ». In : *Computers & Industrial Engineering* 66.4 (2013), p. 734-750 (cf. p. 27).
- [ASS02] Shabbir AHMED, Alexander SHAPIRO et Er SHAPIRO. « The sample average approximation method for stochastic programs with integer recourse ». In : *Submitted for publication* (2002), p. 1-24 (cf. p. 83, 87).
- [ASS03] WS ARMEL, S SAMAHA et DW STARKS. « The use of simulation to reduce the length of stay in an emergency department ». In : *Proceedings of the 2003 Winter Simulation Conference. New Orleans, Louisiana, USA. 2003* (cf. p. 32).
- [BCFR17] Yuval BARAK-CORREN, Andrew M FINE et Ben Y REIS. « Early prediction model of patient hospitalization from the pediatric emergency department ». In : *Pediatrics* 139.5 (2017) (cf. p. 36).
- [BDJ00] Dominique BAUBEAU, Annie DEVILLE et Marc JOUBERT. « Les passages aux urgences de 1990 à 1998 : une demande croissante de soins non programmés ». In : (2000) (cf. p. 10).
- [BE11] Jens O BRUNNER et Günther M EDENHARTER. « Long term staff scheduling of physicians with different experience levels in hospitals using column generation ». In : *Health care management science* 14.2 (2011), p. 189-202 (cf. p. 22, 24).
- [Ber15] Caroline BERCHET. « Emergency care services ». In : (2015) (cf. p. 9).
- [BHV14] Jochen BERGS, Philippe HEERINCKX et Sandra VERELST. « Knowing what to expect, forecasting monthly emergency department visits : A time-series analysis ». In : *International emergency nursing* 22.2 (2014), p. 112-115 (cf. p. 123).
- [Bil+06] Baki BILLAH, Maxwell L KING, Ralph D SNYDER et Anne B KOEHLER. « Exponential smoothing model selection for forecasting ». In : *International journal of forecasting* 22.2 (2006), p. 239-247 (cf. p. 125).
- [BM+19] Deyvison T BAIA MEDEIROS, Shoshana HAHN-GOLDBERG, Dionne M ALEMAN et Erin O'CONNOR. « Planning Capacity for Mental Health and Addiction Services in the Emergency Department : A Discrete-Event Simulation Approach ». In : *Journal of healthcare engineering* 2019 (2019) (cf. p. 38).
- [BP07] Jonathan F BARD et Hadi W PURNOMO. « Cyclic preference scheduling of nurses using a Lagrangian-based heuristic ». In : *Journal of Scheduling* 10.1 (2007), p. 5-23 (cf. p. 23).

BIBLIOGRAPHIE

- [Bra+19] Sally C BRAILSFORD, Tillal ELDABI, Martin KUNC, Navonil MUSTAFEE et Andres F OSORIO. « Hybrid simulation modelling in operational research : A state-of-the-art review ». In : *European Journal of Operational Research* 278.3 (2019), p. 721-737 (cf. p. 27, 31, 32).
- [Bur+04] Edmund K BURKE, Patrick DE CAUSMAECKER, Greet Vanden BERGHE et Hendrik VAN LANDEGHEM. « The state of the art of nurse rostering ». In : *Journal of scheduling* 7.6 (2004), p. 441-499 (cf. p. 22).
- [BVK16] Leonardo BEDOYA-VALENCIA et Emre KIRAC. « Evaluating alternative resource allocation in an emergency department using discrete event simulation ». In : *Simulation* 92.12 (2016), p. 1041-1051 (cf. p. 32).
- [Cab+12] Eduardo CABRERA, Manel TABOADA, Ma Luisa IGLESIAS, Francisco EPELDE et Emilio LUQUE. « Simulation optimization for healthcare emergency departments ». In : *Procedia Computer Science* 9 (2012), p. 1464-1473 (cf. p. 37).
- [Car05] Valérie CARRASCO. « Urgences et demandes de soins en urgence, quelle prise en charge ? » In : *adsp* 59 (2005), p. 18-22 (cf. p. 10).
- [CC16] P CHATTERJEE et S CHAKRABORTY. « A comparative analysis of VIKOR method and its variants ». In : *Decision Science Letters* 5.4 (2016), p. 469-486 (cf. p. 35, 110, 112).
- [Cha+07] Robert CHAMPION, Leigh D KINSMAN, Geraldine A LEE, Kevin A MASMAN, Elizabeth A MAY, Terence M MILLS, Michael D TAYLOR, Paulett R THOMAS et Ruth J WILLIAMS. « Forecasting emergency department presentations ». In : *Australian Health Review* 31.1 (2007), p. 83-90 (cf. p. 123).
- [Cha14] Tsung-Han CHANG. « Fuzzy VIKOR method : a case study of the hospital service evaluation in Taiwan ». In : *Information Sciences* 271 (2014), p. 196-212 (cf. p. 41).
- [Cha+17] Chung-Hsien CHAOU, Hsiu-Hsi CHEN, Shu-Hui CHANG, Petrus TANG, Shin-Liang PAN, Amy Ming-Fang YEN et Te-Fa CHIU. « Predicting length of stay among patients discharged from the emergency department—using an accelerated failure time model ». In : *PloS one* 12.1 (2017), e0165756 (cf. p. 36).
- [Che+03] Brenda CHEANG, Haibing LI, Andrew LIM et Brian RODRIGUES. « Nurse rostering problems—a bibliographic survey ». In : *European journal of operational research* 151.3 (2003), p. 447-460 (cf. p. 22).
- [Che+05] Haoxun CHEN, Lionel AMODEO, Feng CHU et Karim LABADI. « Modeling and performance evaluation of supply chains using batch deterministic and stochastic Petri nets ». In : *IEEE Transactions on Automation Science and Engineering* 2.2 (2005), p. 132-144 (cf. p. 28).
- [Cho+19a] Ibtissem CHOUBA, Taha ARBAOUI, Lionel AMODEO, Farouk YALAOUI, P BLUA, S SANCHEZ et D LAPLANCHE. « Optimisation du service d’urgences à l’aide d’un modèle de simulation efficace ». In : *Revue d’Épidémiologie et de Santé Publique* 67 (2019), S86 (cf. p. 43).

BIBLIOGRAPHIE

- [Cho+19b] Ibtissem CHOUBAA, Farouk YALAOUIA, Lionel AMODEOA, Taha ARBAOUIA, Philippe BLUAB, David LAPLANCHEB et Stéphane SANCHEZB. « An Efficient Simulation-Based Optimization Approach for Improving Emergency Department Performance ». In : *Emergency* 18 (2019), 00h (cf. p. 43).
- [Cho+20] Ibtissem CHOUBA, Lionel AMODEO, Farouk YALAOUI, Taha ARBAOUI et David LAPLANCHE. « A Mixed Integer Linear Program For Human And Material Resources Optimization In Emergency Department ». In : *International Conference on Modeling, Optimization and Simulation (MOSIM 2020)*. 2020 (cf. p. 43).
- [Cho+21] Ibtissem CHOUBA, Lionel AMODEO, Farouk YALAOUI, Taha ARBAOUI et David LAPLANCHE. « Simulating Emergency Departments Using Generalized Petri Nets ». In : *Asian Conference on Intelligent Information and Database Systems*. Springer. 2021, p. 224-234 (cf. p. 43).
- [CKC14] Catherine COMBES, Farid KADRI et Sondès CHAABANE. « Predicting hospital length of stay using regression models : Application to emergency department ». In : 2014 (cf. p. 36).
- [CKT95] Hoon CHOI, Vidyadhar G KULKARNI et Kishor S TRIVEDI. « Erratum to Markov regenerative stochastic Petri nets [Performance Evaluation 20 (1994) 337-357] ». In : *Performance Evaluation* 3.21 (1995), p. 271 (cf. p. 29).
- [CL08] Christos G. CASSANDRAS et Stéphane LAFORTUNE. *Introduction to discrete event systems*. Springer, 2008 (cf. p. 26, 27).
- [DA92] Rene DAVID et Hassane ALLA. *Petri nets and Grafcet : tools for modelling discrete event systems*. Prentice-Hall, Inc., 1992 (cf. p. 28).
- [DA94] René DAVID et Hassane ALLA. « Petri nets for modeling of dynamic systems : A survey ». In : *Automatica* 30.2 (1994), p. 175-202 (cf. p. 28).
- [Dal+17] D DALDOUL, I NOUAOURI, H BOUCHRIHA et H ALLAOUI. « Scheduling patients in emergency department : A case study ». In : *2017 IEEE International Conference on Industrial Engineering and Engineering Management (IEEM)*. IEEE. 2017, p. 870-874 (cf. p. 23).
- [Dal+18] Dorsaf DALDOUL, Issam NOUAOURI, Hanen BOUCHRIHA et Hamid ALLAOUI. « A stochastic model to minimize patient waiting time in an emergency department ». In : *Operations Research for Health Care* 18 (2018), p. 16-25 (cf. p. 38, 40, 80, 83, 84).
- [Dav91] Lawrence DAVIS. « Handbook of genetic algorithms ». In : (1991) (cf. p. 102).
- [Din04] Hongwei DING. « une approche d'optimisation basée sur la simulation pour la conception des chaînes logistiques : Applications dans les industries automobile et textile ». Thèse de doct. Université Paul Verlaine-Metz, 2004 (cf. p. 35).
- [DMD+15] Marie Laure DELIGNETTE-MULLER, Christophe DUTANG et al. « fitdistrplus : An R package for fitting distributions ». In : *Journal of statistical software* 64.4 (2015), p. 1-34 (cf. p. 61).

BIBLIOGRAPHIE

- [Dot+10] M DOTOLI, MP FANTI, Giorgio IACOBELLIS, L MARTINO, AM MORETTI et Walter UKOVICH. « Modeling and management of a hospital department via petri nets ». In : *2010 IEEE Workshop on Health Care Management (WHCM)*. IEEE. 2010, p. 1-6 (cf. p. 31).
- [Dré+03] Johann DRÉO, Alain PÉROWSKI, Patrick SIARRY et Eric TAILLARD. *Métaheuristiques pour l'optimisation difficile*. 2003 (cf. p. 98).
- [DS+15] Salvatore DI SOMMA, Lorenzo PALADINO, Louella VAUGHAN, Irene LALLE, Laura MAGRINI et Massimo MAGNANTI. « Overcrowding in emergency department : an international issue ». In : *Internal and emergency medicine* 10.2 (2015), p. 171-175 (cf. p. 12).
- [Dug+07] Frédéric DUGARDIN, Hicham CHEHADE, Lionel AMODEO, Farouk YALAOUI et Christian PRINS. « Hybrid Job Shop and parallel machine scheduling problems : minimization of total tardiness criterion ». In : *Multiprocessor Scheduling, Theory and Applications*. IntechOpen, 2007 (cf. p. 99).
- [Dug+84] Joanne Bechta DUGAN, Kishor S TRIVEDI, Robert M GEIST et Victor F NICOLA. *Extended Stochastic Petri Nets : Applications and Analysis*. Rapp. tech. WISCONSIN UNIV-MADISON MOTOR BEHAVIOR LAB, 1984 (cf. p. 29).
- [ED96] Pierre-Jean ERARD et Pontien DÉGUÉNON. *Simulation par événements discrets*. PPUR presses polytechniques, 1996 (cf. p. 27).
- [Ere+14] Ali Kemal ERENLER, Sinan AKBULUT, Murat GUZEL, Halil CETINKAYA, Alev KARACA, Burcu TURKOZ et Ahmet BAYDIN. « Reasons for overcrowding in the emergency department : experiences and suggestions of an education and research hospital ». In : *Turkish journal of emergency medicine* 14.2 (2014), p. 59-63 (cf. p. 11).
- [Erh+18] Melanie ERHARD, Jan SCHOENFELDER, Andreas FÜGENER et Jens O BRUNNER. « State of the art in physician scheduling ». In : *European Journal of Operational Research* 265.1 (2018), p. 1-18 (cf. p. 22).
- [Fle06] Gerard FLEURY. « Simulation à événements discrets ». In : (2006) (cf. p. 26).
- [Fra+18] Talita DC FRAZÃO, Deyse GG CAMILO, Eric LS CABRAL et Ricardo P SOUZA. « Multicriteria decision analysis (MCDA) in health care : a systematic review of the main characteristics and methodological steps ». In : *BMC medical informatics and decision making* 18.1 (2018), p. 90 (cf. p. 34).
- [FWC17] Yen-Yi FENG, I-Chin WU et Tzu-Li CHEN. « Stochastic resource allocation in emergency departments with a multi-objective simulation optimization algorithm ». In : *Health Care Management Science* 20.1 (2017), p. 55-75 (cf. p. 99).
- [Gar+95] Marelys L GARCÍA, Martha A CENTENO, Camille RIVERA et Nina DECARIO. « Reducing time in an emergency room via a fast-track ». In : *Proceedings of the 27th conference on Winter simulation*. 1995, p. 1048-1053 (cf. p. 61).
- [GB18] Chahrazed GHORAB et Abdelhabib BOUROUIS. « Réduction automatisée des réseaux de files d'attente fermés ». In : (2018) (cf. p. 30).

BIBLIOGRAPHIE

- [GC18] Muhammet GUL et Erkan CELIK. « An exhaustive review and analysis on applications of statistical forecasting in hospital emergency departments ». In : *Health Systems* (2018), p. 1-22 (cf. p. 16, 23).
- [GG15] Muhammet GUL et Ali Fuat GUNERI. « A comprehensive review of emergency department simulation applications for normal and disaster conditions ». In : *Computers & Industrial Engineering* 83 (2015), p. 327-344 (cf. p. 31).
- [Gha+14] Karim GHANES, Oualid JOUINI, Zied JEMAI, Mathias WARGON, Romain HELLMANN, Valérie THOMAS et Ger KOOLE. « A comprehensive simulation modeling of an emergency department : A case study for simulation optimization of staffing levels ». In : *Proceedings of the Winter Simulation Conference 2014*. IEEE. 2014, p. 1421-1432 (cf. p. 32, 37, 47, 53, 67).
- [Gha+16] Alireza GHARAHIGHEHI, Amir Saman KHEIRKHAH, Ali BAGHERI et Ehsan RASHIDI. « Improving performances of the emergency department using discrete event simulation, DEA and the MADM methods ». In : *Digital health 2* (2016), p. 2055207616664619 (cf. p. 32, 33, 35, 41, 110, 112).
- [Gil97] Frédéric GILLON. « Modélisation et optimisation par plans d'expériences d'un moteur à commutations électroniques ». Thèse de doct. 1997 (cf. p. 103).
- [Gol85] David E GOLDBERG. « Genetic algorithms and rule learning in dynamic system control ». In : *Proceedings of the First International Conference on Genetic Algorithms and Their Applications*. 1985, p. 8-15 (cf. p. 98).
- [Gol89] David E GOLDBERG. « Genetic algorithms in search ». In : *Optimization, and Machine Learning* (1989) (cf. p. 98).
- [Gou06] Jacques GOUPY. *Plans d'expériences*. Ed. Techniques Ingénieur, 2006 (cf. p. 103).
- [GP07] Murat M GUNAL et Michael PIDD. « Interconnected DES models of emergency, outpatient, and inpatient departments of a hospital ». In : *2007 Winter simulation conference*. IEEE. 2007, p. 1461-1466 (cf. p. 47).
- [GR11] Michel GOURGAND et Sophie RODIER. « Un outil d'aide au dimensionnement, à la planification et à la visualisation d'un programme opératoire ». In : *Logistique & Management* 19.2 (2011), p. 15-28 (cf. p. 22).
- [Gul+16] Muhammet GUL, Erkan CELIK, Alev Taskin GUMUS et Ali Fuat GUNERI. « Emergency department performance evaluation by an integrated simulation and interval type-2 fuzzy MCDM-based scenario analysis ». In : *European Journal of Industrial Engineering* 10.2 (2016), p. 196-223 (cf. p. 32, 33, 37).
- [Han06] Yasmina HANI. « Optimisation physique et logique d'un établissement industriel : étude de l'EIMM de Romilly sur Seine-SNCF ». Thèse de doct. Troyes, 2006 (cf. p. 30, 31).
- [He+19] Lu HE, Sreenath Chalil MADATHIL, Amrita OBEROI, Greg SERVIS et Mohammad T KHASAWNEH. « A systematic review of research design and modeling techniques in inpatient bed management ». In : *Computers & Industrial Engineering* 127 (2019), p. 451-466 (cf. p. 23).

BIBLIOGRAPHIE

- [HL89] W HENDERSON et D LUCIC. « Applications of Generalised Semi Markov Processes to Stochastic Petri Nets ». In : *Performance of Distributed and Parallel Systems* (1989), p. 315-328 (cf. p. 29).
- [Hoo+09] Nathan R HOOT, Larry J LEBLANC, Ian JONES, Scott R LEVIN, Chuan ZHOU, Cynthia S GADD et Dominik ARONSKY. « Forecasting emergency department crowding : a prospective, real-time evaluation ». In : *Journal of the American Medical Informatics Association* 16.3 (2009), p. 338-345 (cf. p. 37).
- [Hor14] Pierrick HORDE. « Urgences-Définition ». In : (2014) (cf. p. 8).
- [JEMC11] J Jlassi, A EL MHAMED et H CHABCHOUB. « The improvement of the performance of the emergency department : Application of simulation model and multiple criteria decision method ». In : (2011) (cf. p. 32, 33).
- [JHS06] Sheldon H JACOBSON, Shane N HALL et James R SWISHER. « Discrete-event simulation of health care systems ». In : *Patient flow : Reducing delay in healthcare delivery*. Springer, 2006, p. 211-252 (cf. p. 31).
- [Jos+17] Akeem JOSEPH, Tarek HIJAL, John KILDEA, Laurie HENDREN et David HERRERA. « Predicting waiting times in radiation oncology using machine learning ». In : *2017 16th IEEE International Conference on Machine Learning and Applications (ICMLA)*. IEEE. 2017, p. 1024-1029 (cf. p. 123).
- [Kad14] Farid KADRI. « Contribution à la conception d'un système d'aide à la décision pour la gestion de situations de tension au sein des systèmes hospitaliers. Application à un service d'urgence. » Thèse de doct. 2014 (cf. p. 12).
- [Kel02] W David KELTON. *Simulation with ARENA*. McGraw-hill, 2002 (cf. p. 63).
- [Kha+14] Ikram KHATROUCH, Lyes KERMADE, Abderrahman EL MHAMED et Younes BOUJELBENE. « A novel approach for selecting green teams : the case of surgical teams ». In : *Interdisciplinary Environmental Review* 15.4 (2014), p. 193-202 (cf. p. 33).
- [Kle14] Nathalie KLEMENT. « Planification et affectation de ressources dans les réseaux de soin : analogie avec le problème du bin packing, proposition de méthodes approchées ». Thèse de doct. 2014 (cf. p. 22).
- [KS07] A KUMAR et SJ SHIM. « Eliminating emergency department wait by BPR implementation ». In : *2007 IEEE International Conference on Industrial Engineering and Engineering Management*. IEEE. 2007, p. 1679-1683 (cf. p. 47).
- [Lam+08] Mehdi LAMIRI, Xiaolan XIE, Alexandre DOLGUI et Frédéric GRIMAUD. « A stochastic model for operating room planning with elective and emergency demand for surgery ». In : *European Journal of Operational Research* 185.3 (2008), p. 1026-1037 (cf. p. 88).
- [LC19] Yang-Kuei LIN et Yin-Yi CHOU. « A hybrid genetic algorithm for operating room scheduling ». In : *Health Care Management Science* (2019), p. 1-15 (cf. p. 99).

BIBLIOGRAPHIE

- [Lin+15] Chun-Cheng LIN, Jia-Rong KANG, Ding-Jung CHIANG et Chien-Liang CHEN. « Nurse scheduling with joint normalized shift and day-off preference satisfaction using a genetic algorithm with immigrant scheme ». In : *International Journal of Distributed Sensor Networks* 11.7 (2015), p. 595419 (cf. p. 22, 25).
- [LP14] Komgrit LEKSAKUL et Sukrit PHETSAWAT. « Nurse scheduling using genetic algorithm ». In : *Mathematical Problems in Engineering* 2014 (2014) (cf. p. 25).
- [LPL14] Di LIN, Jonathan PATRICK et Fabrice LABEAU. « Estimating the waiting time of multi-priority emergency patients with downstream blocking ». In : *Health care management science* 17.1 (2014), p. 88-99 (cf. p. 36, 37, 123).
- [Luo+17] Li LUO, Le LUO, Xinli ZHANG et Xiaoli HE. « Hospital daily outpatient visits forecasting using a combinatorial model based on ARIMA and SES models ». In : *BMC health services research* 17.1 (2017), p. 1-13 (cf. p. 123).
- [Mai+84] David H MAISTER et al. *The psychology of waiting lines*. Citeseer, 1984 (cf. p. 122).
- [Maj+17] Baghery MAJID, Hossein PASHA ABGARM, Samuel YOUSEFI, Azra ALIZADEH et Hadi MAHMOUDZADEH. « Simulation-based optimization for improving hospital performance ». In : *International Journal of Hospital Research* 6.2 (2017), p. 72-84 (cf. p. 32).
- [Mar+16] Abbas MARDANI, Edmundas Kazimieras ZAVADSKAS, Kannan GOVINDAN, Aslan AMAT SENIN et Ahmad JUSOH. « VIKOR technique : A systematic review of the state of the art literature on methodologies and applications ». In : *Sustainability* 8.1 (2016), p. 37 (cf. p. 34).
- [Mar86] M MARSAN. « On Petri nets with deterministic and exponential transition firing times ». In : *Proc. 7th European Workshop on Application and Theory of Petri Nets, 1986*. 1986, p. 151-165 (cf. p. 29).
- [Mar+98] M Ajmone MARSAN, Gianfranco BALBO, Gianni CONTE, Susanna DONATELLI et Giuliana FRANCESCHINIS. « Modelling with generalized stochastic Petri nets ». In : *ACM SIGMETRICS performance evaluation review* 26.2 (1998), p. 2 (cf. p. 29).
- [MAYM] Chérageui MOHAMED AMINE, Hceini YOUSSEF et Abbas MONCEF. « Une approche multicritère pour lever l'ambiguïté morphologique dans le texte arabe ». In : () (cf. p. 112).
- [Med+07] Daniel C MEDINA, Sally E FINDLEY, Boubacar GUINDO et Seydou DOUMBIA. « Forecasting non-stationary diarrhea, acute respiratory infection, and malaria time-series in Niono, Mali ». In : *PLoS One* 2.11 (2007), e1181 (cf. p. 123).
- [Mis86] Jayadev MISRA. « Distributed discrete-event simulation ». In : *ACM Computing Surveys (CSUR)* 18.1 (1986), p. 39-65 (cf. p. 28).
- [MMW99] Wai-Kei MAK, David P MORTON et R Kevin WOOD. « Monte Carlo bounding techniques for determining solution quality in stochastic programs ». In : *Operations research letters* 24.1-2 (1999), p. 47-56 (cf. p. 87).

BIBLIOGRAPHIE

- [Mur89] Tadao MURATA. « Petri nets : Properties, analysis and applications ». In : *Proceedings of the IEEE* 77.4 (1989), p. 541-580 (cf. p. 28).
- [Ngu+05] Jean-Michel NGUYEN, Patrick SIX, Daniel ANTONIOLI, Pascal GLEMAIN, Gilles POTEL, Pierre LOMBRIL et Pierre LE BEUX. « A simple method to optimize hospital beds capacity ». In : *International journal of medical informatics* 74.1 (2005), p. 39-49 (cf. p. 22).
- [NL18] Nazgol NIROUMANDRAD et Nadia LAHRICHI. « A stochastic tabu search algorithm to align physician schedule with patient flow ». In : *Health care management science* 21.2 (2018), p. 244-258 (cf. p. 22, 25).
- [NRR14] Anh-Tuan NGUYEN, Sigrid REITER et Philippe RIGO. « A review on simulation-based optimization methods applied to building performance analysis ». In : *Applied Energy* 113 (2014), p. 1043-1058 (cf. p. 36).
- [Oma+15] EL-Rifai OMAR, Thierry GARAIX, Vincent AUGUSTO et Xiaolan XIE. « A stochastic optimization model for shift scheduling in emergency departments ». In : *Health care management science* 18.3 (2015), p. 289-302 (cf. p. 37, 38, 80, 82-84).
- [Opr98] Serafim OPRICOVIC. « Multicriteria optimization of civil engineering systems ». In : *Faculty of Civil Engineering, Belgrade* 2.1 (1998), p. 5-21 (cf. p. 34, 110).
- [Pil01] Maurice PILLET. *Les plans d'expériences par la méthode Taguchi*. 2001 (cf. p. 101, 103).
- [PLK20] Vasilis PAPASTEFANOPOULOS, Pantelis LINARDATOS et Sotiris KOTSIANTIS. « Covid-19 : A comparison of time series methods to forecast percentage of active cases per population ». In : *Applied Sciences* 10.11 (2020), p. 3880 (cf. p. 124).
- [Ram+16] M RAMLI, B HUSSIN, Z ABAS et N IBRAHIM. « Solving complex nurse scheduling problems using particle swarm optimization ». In : *International Review on Computers and Software (IRECOS)* 11.8 (2016), p. 1-10 (cf. p. 22, 25).
- [Ras+14] Norhayati Mohd RASIP, ASH BASARI, B HUSSIN et NK IBRAHIM. « A guided particle swarm optimization algorithm for nurse scheduling problem ». In : *Appl. Math. Sci* 8.113 (2014), p. 5625-5632 (cf. p. 25).
- [Rol+10] Benoît ROLAND, Chr DI MARTINELLY, Fouad RIANE et Yves POCHE. « Scheduling an operating theatre under human resource constraints ». In : *Computers & Industrial Engineering* 58.2 (2010), p. 212-220 (cf. p. 41, 98).
- [RTS99] Manuel D ROSSETTI, Gregory F TRZCINSKI et Scott A SYVERUD. « Emergency department simulation and determination of optimal attending physician staffing schedules ». In : *WSC'99. 1999 Winter Simulation Conference Proceedings. Simulation-A Bridge to the Future'(Cat. No. 99CH37038)*. T. 2. IEEE. 1999, p. 1532-1540 (cf. p. 32).
- [RV11] Abdur RAIS et Ana VIANA. « Operations research in healthcare : a survey ». In : *International transactions in operational research* 18.1 (2011), p. 1-31 (cf. p. 15).

BIBLIOGRAPHIE

- [Sal+18] Andrew SALMON, Sebastian RACHUBA, Simon BRISCOE et Martin PITT. « A structured literature review of simulation modelling applied to Emergency Departments : Current patterns and emerging trends ». In : *Operations research for health care* 19 (2018), p. 1-13 (cf. p. 27).
- [SC17] Jaydip SEN et Tamal CHAUDHURI. « A time series analysis-based forecasting framework for the Indian healthcare sector ». In : *Journal of Insurance and Financial Management* 3.1 (2017) (cf. p. 123, 124).
- [SM98] Alexander SHAPIRO et Tito Homem-de MELLO. « A simulation-based approach to two-stage stochastic programming with recourse ». In : *Mathematical Programming* 81.3 (1998), p. 301-325 (cf. p. 86).
- [SMH18] Suryati SITEPU, Herman MAWENKANG et Ismail HUSEIN. « Optimization model for capacity management and bed scheduling for hospital ». In : *IOP Conference Series : Materials Science and Engineering*. T. 300. 2018, p. 1-7 (cf. p. 23).
- [SMQ02] Kazuhiro SAITOU, Samir MALPATHAK et Helge QVAM. « Robust design of flexible manufacturing systems using, colored Petri net and genetic algorithm ». In : *Journal of intelligent manufacturing* 13.5 (2002), p. 339-351 (cf. p. 28).
- [SR15] C Tara SASANKA et K RAVINDRA. « Implementation of VIKOR method for selection of magnesium alloy to suit automotive applications ». In : *International Journal of Advanced Science and Technology* 83 (2015), p. 49-58 (cf. p. 113).
- [Sta20] Anton STAGGE. *A time series forecasting approach for queue wait-time prediction*. 2020 (cf. p. 123, 124).
- [Ste14] Emma STEPHAN. « Méthode d'aide à la décision multicritère des stratégies de réhabilitation des bâtiments anciens en pierre calcaire : application au patrimoine en tuffeau ». Thèse de doct. 2014 (cf. p. 107).
- [Sun+12] Yan SUN, Kiok Liang TEOW, Bee Hoon HENG, Chee Kheong OOI et Seow Yian TAY. « Real-time prediction of waiting time in the emergency department, using quantile regression ». In : *Annals of emergency medicine* 60.3 (2012), p. 299-308 (cf. p. 122).
- [Van+19] Lien VANBRABANT, Kris BRAEKERS, Katrien RAMAEKERS et Inneke VAN NIEUWENHUYSE. « Simulation of emergency department operations : A comprehensive review of KPIs and operational improvements ». In : *Computers & Industrial Engineering* 131 (2019), p. 356-381 (cf. p. 16).
- [VB15] Dominic VADEBONCOEUR et Chantal BARIL. « Validation d'un modèle de simulation d'une urgence pour patients ambulatoires ». In : (2015) (cf. p. 67).
- [Who] *To err is human : systems and the effect of complexity on patientcare*. http://www.who.int/patientsafety/education/curriculum/course3_handout.pdf. World Health Organization, 2012 (cf. p. 9).
- [Wor87] DJ WORTHINGTON. « Queueing models for hospital waiting lists ». In : *Journal of the Operational Research Society* 38.5 (1987), p. 413-422 (cf. p. 122).

BIBLIOGRAPHIE

- [WTS18] Jiacun WANG, Jiarui TIAN et Ruoyan SUN. « Emergency healthcare resource requirement analysis : A stochastic timed Petri net approach ». In : *2018 IEEE 15th International Conference on Networking, Sensing and Control (ICNSC)*. IEEE. 2018, p. 1-6 (cf. p. 38).
- [Yal+12] Alice YALAOUI, Hicham CHEHADE, Farouk YALAOUI et Lionel AMODEO. *Optimisation en logistique : méthodes et techniques*. 2012 (cf. p. 27, 52, 71, 100, 126).
- [Yan+14] Lianping YANG, Chaojie LIU, Lijun WANG, Xi YIN et Xinpeng ZHANG. « Public reporting improves antibiotic prescribing for upper respiratory tract infections in primary care : a matched-pair cluster-randomized trial in China ». In : *Health research policy and systems* 12.1 (2014), p. 61 (cf. p. 33).
- [YL07] Jinn-Yi YEH et Wen-Shan LIN. « Using simulation technique and genetic algorithm to improve the quality care of a hospital emergency department ». In : *Expert Systems with Applications* 32.4 (2007), p. 1073-1083 (cf. p. 41, 98).
- [You+18] Milad YOUSEFI, Moslem YOUSEFI, Ricardo Poley Martins FERREIRA, Joong Hoon KIM et Flavio S FOGLIATTO. « Chaotic genetic algorithm and Adaboost ensemble metamodeling approach for optimum resource planning in emergency departments ». In : *Artificial intelligence in medicine* 84 (2018), p. 23-33 (cf. p. 41, 98, 99).
- [Yu+03] Tian-Li YU, David E GOLDBERG, Ali YASSINE et Ying-Ping CHEN. « Genetic algorithm design inspired by organizational theory : Pilot study of a dependency structure matrix driven genetic algorithm ». In : *Genetic and Evolutionary Computation Conference*. Springer. 2003, p. 1620-1621 (cf. p. 100).
- [YYF20] Milad YOUSEFI, Moslem YOUSEFI et Flavio S FOGLIATTO. « Simulation-based optimization methods applied in hospital emergency departments : A systematic review ». In : *Simulation* (2020), p. 0037549720944483 (cf. p. 16, 47).
- [Zha+18] Chen ZHANG, Thomas GRANDITS, Karin Pukk HÄRENSTAM, Jannicke Baalsrud HAUGE et Sebastiaan MELJER. « A systematic literature review of simulation models for non-technical skill training in healthcare logistics ». In : *Advances in Simulation* 3.1 (2018), p. 15 (cf. p. 27).
- [Zha+20] Hui ZHANG, Thomas J BEST, Anton CHIVU et David O MELTZER. « Simulation-based optimization to improve hospital patient assignment to physicians and clinical units ». In : *Health care management science* 23.1 (2020), p. 117-141 (cf. p. 32, 38, 47).
- [Zhe+12] Guozhong ZHENG, Neng ZHU, Zhe TIAN, Ying CHEN et Binhui SUN. « Application of a trapezoidal fuzzy AHP method for work safety evaluation and early warning rating of hot and humid environments ». In : *Safety science* 50.2 (2012), p. 228-239 (cf. p. 33).
- [ZLY13] Qiang-Lin ZENG, Dan-Dan LI et Yi-Bin YANG. « VIKOR method with enhanced accuracy for multiple criteria decision making in healthcare management ». In : *Journal of medical systems* 37.2 (2013), p. 9908 (cf. p. 41).

- [ZMS15] Farzad ZEINALI, Masoud MAHOOTCHI et Mohammad Mehdi SEPEHRI. « Resource planning in the emergency departments : A simulation-based metamodeling approach ». In : *Simulation Modelling Practice and Theory* 53 (2015), p. 123-138 (cf. p. 67).

Ibtissem CHOUBA

Doctorat : Optimisation et Sûreté des Systèmes

Année 2021

Optimisation des ressources dans les services hospitaliers

Cette thèse traite de la problématique de l'optimisation des activités d'un service d'urgences (SU) pour améliorer la qualité de service aux patients. Les approches proposées sont décomposées en deux axes. Le premier axe consiste à optimiser les activités du SU. L'objectif est de développer un système d'aide à la décision capable d'optimiser les ressources humaines ou matérielles. Nous avons développé un outil d'évaluation de performances basé sur la simulation à événements discrets. Ensuite, nous nous sommes intéressés à la planification et au dimensionnement des ressources. Nous avons développé différentes méthodes d'optimisation basées sur la programmation mathématique, l'algorithme génétique, la stratégie what-if scénario et la méthode d'analyse multi-critères VIKOR. Dans le deuxième axe, l'estimation du temps moyen d'attente pour un patient est réalisée en prenant en compte l'optimisation des ressources. À cette fin, une étude comparative est effectuée pour comparer les méthodes de prévision analytiques à une approche basée sur le modèle de simulation avec les réseaux de Petri. Ces méthodes sont utilisées à la fois pour prédire le temps d'attente moyen par heure et le temps d'attente pour chaque patient. L'estimation permettra de renforcer le confort des patients en réduisant leur stress et en améliorant les flux de passage.

Mots clés : planification – recherche opérationnelle – hôpitaux, services des urgences – délais d'attente (médecine) – simulation par ordinateur – optimisation des ressources.

Optimization of Resources in Hospital Services

This thesis focuses on the optimization of the activities of an emergency department (ED) to improve the quality of services offered to patients. The proposed approaches are divided into two parts. The first part consists in the optimization of the ED activities. The objective is to develop a decision support system capable of optimizing human or material resources. To achieve this, we have first developed a performance-evaluation tool based on discrete event simulation. Then, we are interested in the planning and dimensioning of resources. We developed different optimization methods based on mathematical programming, simulation-based genetic algorithm approach, what-if scenario strategy and VIKOR multi-criteria analysis method. In the second part, the estimation of the average waiting time for a patient is achieved by taking into account the optimization of resources. To this end, a comparative study is performed to compare analytical forecasting methods to a simulation model-based approach with Petri nets. These methods are used to predict simultaneously the average waiting time per hour and the waiting time for each patient. The estimation will enhance the patients' comfort by reducing their stress and improving their flow.

Keywords: planning – operations research – hospitals, emergency services – waiting time – computer simulation – resources optimization.

Thèse réalisée en partenariat entre :

