



FMI Faculté des
Mathématiques et
d'Informatique



République Algérienne Démocratique et Populaire
Ministère de l'enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique
Université de Bordj Bou Arreridj
Faculté des Mathématiques et d'Informatique
Département d'Informatique

Thèse de Doctorat

Par

SAAD SAOUD Manel

Pour obtenir le grade de Docteur en :

Domaine : Mathématiques et informatique

Filière : Informatique

Option : Informatique distribuée et informatique décisionnelle

Titre

Extraction des Connaissances Temporelles de la Simulation à Base d'Agents

Soutenue publiquement le : 20 Juin 2017

Devant le jury composé de :

M. Maamri Ramdane	Professeur à l'université de Constantine	Président
M. Talhi Saïd	Maître de conférences A à l'université de Batna	Examinateur
M. Alti Adel	Maître de conférences A à l'université de Sétif	Examinateur
M. Akhrouf Samir	Maître de conférences A à l'université de BBA	Examinateur
M. Boubetra Abdelhak	Professeur à l'université de BBA	Rapporteur

Année : 2016/2017

*A la mémoire de mon Père رحمه الله
A ma très chère Mère
A mes frères et mes sœurs
A mes neveux et ma nièce
A toute ma famille et mes amis
A mes professeurs et mes collègues.*

Remerciements

En tout premier lieu, je remercie le bon Dieu, tout puissant, de nous avoir accordé la puissance et la volonté pour achever ce travail.

Je tiens tout d'abord à remercier profondément mon directeur de thèse **Pr. Boubetra Abdelhak**, professeur à l'université de Bordj Bou Arréridj, pour la confiance qu'il m'a témoignée en acceptant d'encadrer ce travail, pour sa disponibilité, pour son suivi et ses encouragements. Vos conseils tout au long de ce parcours de recherche ont été inestimables.

J'adresse également mes sincères remerciements à **Pr. Maamri Ramdane**, professeur à l'université de Constantine, d'avoir accepté de présider le jury, à **Dr. Talhi Said**, maître de conférences classe A à l'université de Batna, à **Dr. Alti Adel**, maître de conférences classe A à l'université de Sétif, et à **Dr. Akhrouf Samir**, maître de conférences classe A à l'université de Bordj Bou Arréridj, pour m'avoir fait l'honneur de lire et d'évaluer mon manuscrit et de participer à mon jury de thèse.

Je tiens à exprimer ma profonde et respectueuse reconnaissance à **Dr. Atia Salim**, maître de conférences classe B à l'université de Bordj Bou Arréridj, de m'avoir fait confiance et de m'avoir encouragée à partir de son aide, sa disponibilité, sa grande motivation et son généreux soutien à mon travail de doctorat.

Je voudrais exprimer ma profonde gratitude à mon enseignant **Dr. Akhrouf Samir**, maître de conférences classe A à l'université de Bordj Bou Arréridj, pour son aide précieuse, pour ses encouragements et ses conseils et pour son soutien constant à faire de ce projet possible. Sans son soutien, cette thèse n'aurait pas été couronnée de succès.

Mes sincères remerciements vont également à **M. Boukhalfa Baymout**, enseignant et directeur de l'école d'anglais PINPOINT, de m'avoir suivi et enseigné tout au long de ma formation en langue anglaise.

Mes sincères remerciements s'adressent au personnel de **l'hôpital Bouzidi Lakhdar** (médecins, infirmières et agents administratifs) qui ont eu la gentillesse de bien vouloir m'accorder de leur précieux temps pour participer dans la réalisation de ce travail en mettant à ma disposition leurs connaissances et leurs documents.

Un grand Merci à ma très chère amie Attia Safa et à tous mes collègues de la formation doctorale IDID, pour leur soutien et leur dévouement et surtout pour l'ambiance amicale et conviviale qu'on a vécue ensemble.

Je voudrais profiter de cette occasion pour exprimer ma plus profonde gratitude et mes plus vifs remerciements à ma mère Meriem, ainsi que mes sœurs Hassena et Nesrine, et mes frères Foued, Tarek, Walid et Nafaa, pour leurs encouragements, leur patience, et surtout pour leur soutien moral pendant toute la durée de ma thèse.

Je remercie tous ceux qui, d'une manière ou d'une autre, ont contribué à l'achèvement de cette thèse.

الملخص

في الوقت الحاضر، أثبتت أساليب النمذجة والمحاكاة القائمة على العملاء كفاءة كبيرة في نمذجة وتحليل ديناميكية الأنظمة المعقدة في العالم الحقيقي مثل أنظمة الرعاية الصحية. وقد أصبحت المحاكاة أداة مفيدة وحاسمة لتسهيل فهم هذه الأنظمة التي تحتوي على عناصر كثيرة، مختلفة وغير متجانسة، والتي تتفاعل بطرق متنوعة ومعقدة.

ومع ذلك، خلال التطورات الديناميكية لهذه المجتمعات الافتراضية، يتم استخدام كمية هائلة من البيانات التي عادة ما تنطوي على معلومات غير واضحة وغير معروفة. يعتبر تحليل هذه البيانات من أجل دراسة واكتشاف العلاقات المخفية والظواهر الناشئة مهمة جد صعبة بالنسبة لأنظمة المحاكاة. الاستعانة بأساليب وأدوات قوية ومناسبة مثل تقنيات استخراج البيانات لدعم تحليل المحاكاة هو الحل الأمثل الذي يمكن اتباعه لمعالجة هذه القضية.

الهدف من هذا البحث هو تطوير نظام لدعم اتخاذ القرار على أساس التكامل بين أنظمة النمذجة والمحاكاة القائمة على الوكيل وتقنيات استخلاص المعرفة، لتصميم أداة قوية ونقطة قرار حاسمة لمساعدة مديري الرعاية الصحية على تحسين نوعية وفعالية الرعاية المقدمة في أقسام الطوارئ في المستشفيات. ويتجلى هذا النهج التوافقي من خلال دراسة حالة على تشغيل قسم الطوارئ في المستشفى العام لخضر بوزيدي في برج بوعريريج (الجزائر). وأظهرت النتائج أن مساهمة أساليب استخراج البيانات لمعالجة بيانات المحاكاة كان لها تأثير كبير وملحوظ على موثوقية ودقة مخرجات نظامنا المقترح.

الكلمات المفتاحية: النمذجة و المحاكاة القائمة على العملاء، تقنيات تعدين البيانات، استخراج المعرفة، طرق المعالجة المسبقة للبيانات، أنظمة دعم القرار، أقسام الطوارئ في المستشفيات.

Abstract

Nowadays, the agent-based modeling and simulation methods have demonstrated a big efficiency to modeling and analyzing the dynamic of the complex systems of real-world such as the healthcare systems. Simulation has become a useful and crucial tool that facilitates to understand these systems that involve many different and heterogeneous components, interacting in diverse and complex ways.

However, during the dynamic evolutions of these artificial societies, the agents involve a massive amount of data which generally contain non-explicit and unknown information. The analysis of these data to study and to discover the concealed relationships and the emerging phenomena is considered a well-known difficulty in the agent-based simulation systems. The call for powerful and appropriate methods and tools such as the Data mining techniques to support the simulations analysis is the best solution that can be used to tackle this issue.

The aim of this research is to develop a decision support system based on the integration of the agent-based modeling and simulation systems and knowledge extraction techniques, to design a powerful tool and a crucial decision point to help healthcare managers to improve the quality and the effectiveness of care provided to the hospital emergency departments. This combinatorial approach is demonstrated through a case study on the operation of the emergency department in the public hospital Lakhdar Bouzidi in Bordj Bou Arreridj (Algeria). The results showed that the contribution of the data mining methods to treat the simulation data had a significant and notable impact on the reliability and thoroughness of the outputs of our system proposed.

Keywords

Agent-based modeling and simulation, Data mining techniques, Knowledge extraction, Data Preprocessing methods, Decision support systems, Hospital emergency departments.

Résumé

A l'époque actuelle, les méthodes de la modélisation et la simulation basées sur les agents ont démontré une grande efficacité dans la modélisation et l'analyse de la dynamique des systèmes complexes du monde réel tels que les systèmes de santé. La simulation est devenue un outil utile et crucial qui facilite la compréhension de ces systèmes qui impliquent de nombreux composants différents et hétérogènes, interagissant de manière diverse et complexe.

Cependant, au cours des évolutions dynamiques de ces sociétés artificielles, les agents font intervenir une massive quantité de données qui contiennent généralement des informations non explicites et inconnues. L'analyse de ces données pour étudier et découvrir les relations cachées et les phénomènes émergents est considérée comme une difficulté bien connue dans les systèmes de simulation basés sur les agents. L'appel à des méthodes et des outils puissants et appropriés tels que les techniques d'exploration de données pour soutenir l'analyse des simulations est la meilleure solution qui peut être utilisée pour faire face à ce problème.

L'objectif de cette recherche est de développer un système d'aide à la décision basé sur l'intégration de la modélisation et la simulation à base d'agents et les techniques d'extraction des connaissances, afin de concevoir un outil puissant et un point de décision crucial pour aider les gestionnaires de la santé à améliorer la qualité et l'efficacité des soins fournis aux services des urgences des hôpitaux. Cette approche combinatoire est démontrée par une étude de cas sur le fonctionnement du service des urgences médico-chirurgicales de l'hôpital public Lakhdar Bouzidi à Bordj Bou Arréridj (Algérie). Les résultats ont montré que la contribution des méthodes de fouille de données pour le traitement des données de la simulation a eu un impact significatif et notable sur la fiabilité et la rigueur des résultats de notre système proposé.

Mots clés

La modélisation et la simulation à base d'agents, Les techniques de Data Mining, L'extraction de connaissances, Les méthodes de prétraitement de données, Les systèmes d'aide à la décision, Les services des urgences.

Table des matières

المخلص.....	i
Abstract.....	ii
Résumé	iii
Introduction Générale	9
Chapitre I : Simulation & Data Mining	13
I.1 Introduction	15
I.2 Modélisation et simulation des systèmes multi agents	15
I.2.1 Notion d'agent	15
I.2.2 Architectures d'agent.....	16
I.2.3 Interactions entre les agents	18
I.2.4 Systèmes multi-agent	18
I.2.5 Modélisation et simulation multi agents.....	20
I.2.6 L'émergence dans un système de simulation multi-agents	21
I.3 Techniques de fouille de données :	22
I.3.1 Processus d'extraction de données.....	22
I.3.1.1 Le prétraitement des données	23
I.3.1.2 La fouille de données	23
I.3.1.3 Le post-traitement de données.....	23
I.3.2 Algorithmes de fouille de données	24
I.3.2.1 Les algorithmes supervisés	24
I.3.2.2 Les algorithmes non supervisés.....	24
I.3.3 Techniques de fouille de données	25
I.3.3.1 Les règles d'association	25
I.3.3.2 Les méthodes de classification	25
I.3.3.3 La segmentation (clustering/ regroupement).....	26
I.3.3.4 La prédiction	26
I.3.3.5 Les arbres de décision	26
I.4 Simulation à base d'agent et la fouille de données	26
I.4.1 Combinaison de la simulation à base d'agent et les techniques d'exploration de données	27
I.5 Conclusion.....	32

Chapitre II : La simulation et la découverte de connaissances au sein des systèmes de santé	34
II.1 Introduction	35
II.2 La surpopulation dans le service des urgences	36
II.2.1 Causes du surpeuplement des urgences	36
II.2.2 Effets du surpeuplement des urgences	37
II.3 La simulation et la fouille de données dans les systèmes de santé	38
II.3.1 La simulation au sein des systèmes de santé	38
II.3.1.1 Systèmes d'aide à la décision pour les services des urgences	42
II.3.2 Techniques de Data Mining dans les systèmes de santé	43
II.4 Conclusion.....	44
Chapitre III : Un système d'aide à la décision pour le fonctionnement du service des urgences médico-chirurgicales « Hôpital Lakhdar Bouzidi »	45
III.1 Introduction.....	46
III.2 Le service des urgences médico-chirurgicales Lakhdar Bouzidi Bordj Bou Arreridj	47
III.2.1 Présentation du site d'expérimentation	47
III.2.2 Le personnel et les équipes du service des urgences.....	48
III.2.3 Flux de patients	48
III.3 Collecte de données.....	50
III.4 Conception de notre modèle de simulation	53
III.4.1 L'analyse des entrées de la simulation	54
III.4.1.1 Prétraitement des données	55
III.4.2 Conception et modélisation des agents de la simulation	56
III.4.2.1 La modélisation des médecins	56
III.4.2.2 La modélisations du personnel paramédical	59
III.4.2.2 La modélisation des patients.....	59
III.4 Développement et implémentation de notre modèle de simulation	61
III.5 Vérification et validation du modèle	62
III.6 Conclusion	65

Chapitre IV : Expérimentations & résultats	66
IV.1 Introduction.....	67
IV.2 L'impact de la qualité des entrées de la simulation	68
IV.2.1 Indicateurs clés de performance	68
IV.2.2 Résultats de simulation avec l'ensemble de données brutes.....	68
IV.2.2 Résultats de simulation avec l'ensemble de données prétraitées	71
IV.3 Amélioration de la performance du système	76
IV.3.1 Les scénarios proposés	76
IV.3.2 Modèle d'extraction de connaissances	77
IV.3.3 Les scénarios correctifs	79
IV.3.4 Une étude comparative.....	80
IV.4 Conclusion	83
Conclusion Générale	84
Références	87
Contributions scientifiques	92
Publications internationales.....	92
Conférences internationales	92

Liste des Figures

Figure I-1 Architecture d'un agent cognitif.....	17
Figure I-2 Architecture d'un agent réactif.....	17
Figure I-3 Un système multi agents	19
Figure I-4 Différentes étapes du processus ECD (Fayyad, Piatetsky-Shapiro, & Smyth, 1996).....	22
Figure II-1 Surpeuplement dans les services des urgences.....	38
Figure III-1 Diagramme de flux de patients	49
Figure III-2 Base de données collectées	52
Figure III-3 Processus détaillé de flux de patients dans le service des urgences Lakhdar Bouzidi	52
Figure III-4 Différentes étapes de conceptualisation de notre modèle.....	54
Figure III-5 Préparation de données de simulation.....	54
Figure III-6 Prétraitement des données.....	55
Figure III-7 Comportement et les activités du médecin de consultation.....	56
Figure III-8 Comportement et les activités du médecin d'observation	57
Figure III-9 Comportement et les activités du médecin spécialiste dans les urgences	58
Figure III-10 Comportement et les activités des infirmiers/ techniciens	59
Figure III-11 Niveaux d'acuité de patients	60
Figure III-12 Présentation de notre système de simulation.....	62
Figure III-13 Validation des résultats de simulation de la durée moyenne de séjour.....	64
Figure III-14 Validation des résultats de simulation du temps d'attente moyen	64
Figure III-15 Validation des taux d'arrivée des patients	65
Figure IV-1 Résultats de simulation de l'utilisation des médecins.....	69
Figure IV-2 Résultats de la simulation du temps d'attente moyen.....	70
Figure IV-3 Résultats de la simulation de la durée moyenne de séjour dans service des urgences.....	71
Figure IV-4 Comparaison des résultats de la simulation - Utilisation des médecins -	72
Figure IV-5 Comparaison des résultats de la simulation - Temps d'attente moyen -	73
Figure IV-6 Comparaison des résultats de la simulation - Durée de séjour moyenne -	74
Figure IV-7 Etapes de notre modèle d'extraction de connaissances temporelles	78
Figure IV-8 Résultats des scénarios proposés - Utilisation des médecins -	81
Figure IV-9 Résultats des scénarios proposés - Durée de séjour moyenne -	81
Figure IV-10 Résultats des scénarios proposés - Temps d'attente moyen -	82

Liste des tableaux

Tableau 1 Résultats de la simulation des scénarios 1 et 277

Tableau 2 Résultats de simulation des scénarios A1, A2 et A380

Introduction Générale

Introduction Générale

1. Contexte et problématique

La simulation à base d'agents est l'une des meilleures technologies qui peut apporter une aide précieuse dans le processus décisionnel, stratégique et tactique lors de la modélisation et la conception des systèmes complexes, dynamiques et stochastiques tels que les systèmes de santé, les systèmes sociales, les systèmes socio-économiques ...etc.

Dans les systèmes de la modélisation et la simulation multi-agents, la conception du comportement des individus est largement détaillée. L'analyse et la validation de ces modèles sont considérées comme des difficultés bien connues dans la littérature et nécessitent un soutien par des méthodes, des techniques et des outils novateurs.

Les problèmes de ces systèmes de simulation comprennent la complexité des modèles et la quantité massive de données utilisées et générées par ces modèles. Lors de la dynamique d'évolution des sociétés artificielles, les agents font intervenir une grande masse de données qui peut contenir des informations implicites et cachées. La fouille dans ces données est d'une grande importance à l'étude et à l'analyse des phénomènes et des comportements émergents dans ces systèmes.

Au cours des dernières années, l'application des techniques d'exploration de données a été de plus en plus répandue dans ce contexte. Les techniques d'exploration de données ont le potentiel d'intégrer des aspects de validation automatisée et formelle, d'une part, et des analyses exploratoires et qualitatives d'autre part.

La fouille de données de la simulation sera utilisée pour extraire à partir d'un volume important de données des connaissances ou des informations cachées et intéressantes. L'application de ces techniques d'exploration de données peut révéler les tendances de comportement et donc des connaissances non triviales à partir des données de la simulation. L'analyse de ces résultats permet de corriger et d'améliorer la qualité d'étude de la simulation.

2. Motivation et contributions

Cette thèse montre comment les systèmes de la simulation et de la modélisation multi-agents peuvent bénéficier des techniques du Data Mining afin de résoudre ces problèmes et d'améliorer la qualité de l'étude.

Le travail présenté dans cette thèse porte sur la conception et le développement d'un système d'aide à la décision basé sur la combinaison des systèmes de la modélisation et de la simulation basés sur les agents et les techniques d'exploration de données pour concevoir un système fiable et robuste qui peut aider les chefs et les professionnels des services des urgences à améliorer la qualité et l'efficacité de soins fournis dans ce service hospitalier.

La méthodologie proposée met en lumière, d'une part, l'impact de la qualité des entrées de la simulation sur la qualité de ses résultats et de l'étude en général. Afin d'assurer la crédibilité et la validation de notre modèle de simulation, améliorer la qualité de ses entrées et augmenter la précision de ses résultats, les méthodes de prétraitement des données sont appliquées à l'ensemble de données collectées.

D'autre part, pour perfectionner le fonctionnement du service des urgences médico-chirurgicales de l'hôpital public Lakhdar Bouzidi à Bordj Bou Arréridj, un modèle d'extraction de connaissances temporelles est mis en œuvre. Le modèle adopté étudie la relation entre les arrivées des patients et leurs niveaux d'acuité, en appliquant l'algorithme de régression linéaire. Sur la base des analyses des résultats de ce modèle d'extraction des connaissances, divers scénarios sont proposés et réalisés pour trouver les configurations optimales du personnel et résoudre les problèmes du service.

3. Structure de la thèse

Cette thèse s'articule autour de quatre chapitres principaux :

Le premier chapitre présente, en premier lieu, les principaux concepts liés à la modélisation et la simulation multi-agent. Nous abordons en suite des notions propres aux techniques de fouille de données. La dernière partie de ce chapitre se focalise sur des travaux, issues de la littérature, portant sur la combinaison de la modélisation et la simulation et les techniques de Data Mining.

Le deuxième chapitre aborde, dans une première partie, les problèmes liés aux services des urgences. Notamment, la notion de surpeuplement des urgences, ses causes et ses effets sont présentés. Dans la deuxième partie, nous focalisons sur la simulation et la fouille de données au sein des systèmes de santé. Nous donnons un résumé des études de recherche que nous avons tirées de la littérature et qui ont utilisé les différentes techniques de simulation et d'exploration de données pour résoudre les problèmes de ces systèmes critiques.

Le troisième chapitre est consacré à la description des différentes étapes de conception et de développement de notre système d'aide à la décision. Une présentation du site d'expérimentation (le service des urgences de l'hôpital public Lakhdar Bouzidi à Bordj Bou Arreridj) et les étapes de la prise en charge du patient dans le service sont tout d'abord présentées. Enfin, la vérification et la validation du système proposé sont démontrées dans la dernière partie du chapitre.

Les différents résultats de notre système développé dans le chapitre précédent sont présentés et discutés dans le dernier chapitre. Dans la première partie, nous démontrons par une étude comparative des entrées prétraitées et non traitées (données brutes), l'impact des méthodes de prétraitement sur la précision des résultats de la simulation. Ensuite, les différentes étapes du modèle d'extraction de connaissances temporelles sont illustrées. Les résultats des scénarios proposés et une étude comparative sont présents dans la dernière partie de ce chapitre.

Enfin, nous terminons ce manuscrit par une conclusion générale sur ce qui a été entrepris et nous tracerons les perspectives d'études complémentaires à notre approche.

Chapitre **I**
Simulation & Data Mining

Sommaire

I.1 Introduction	15
I.2 Modélisation et simulation des systèmes multi agents	15
I.2.1 Notion d'agent	15
I.2.2 Architectures d'agent.....	16
I.2.3 Interactions entre les agents	18
I.2.4 Systèmes multi-agent	18
I.2.5 Modélisation et simulation multi agents.....	20
I.2.6 L'émergence dans un système de simulation multi-agents	21
I.3 Techniques de fouille de données :	22
I.3.1 Processus d'extraction de données.....	22
I.3.1.1 Le prétraitement des données	23
I.3.1.2 La fouille de données	23
I.3.1.3 Le post-traitement de données.....	23
I.3.2 Algorithmes de fouille de données.....	24
I.3.2.1 Les algorithmes supervisés	24
I.3.2.2 Les algorithmes non supervisés.....	24
I.3.3 Techniques de fouille de données	25
I.3.3.1 Les règles d'association	25
I.3.3.2 Les méthodes de classification	25
I.3.3.3 La segmentation (clustering/ regroupement).....	26
I.3.3.4 La prédiction	26
I.3.3.5 Les arbres de décision	26
I.4 Simulation à base d'agent et la fouille de données.....	26
I.4.1 Combinaison de la simulation à base d'agent et les techniques d'exploration de données	27
I.5 Conclusion.....	32

I.1 Introduction

La modélisation et la simulation des systèmes multi agents ont généreusement démontré une efficacité dans de nombreux domaines scientifiques, plus particulièrement dans les systèmes dynamiques et complexes, où elles sont de plus en plus utilisées afin de les modéliser.

La modélisation et la simulation basées sur les agents sont souvent utilisées comme un outil de recherche dans le milieu académique, par exemple dans les sciences sociales, l'économie, l'écologie (où elle est souvent appelée modélisation individuelle), la science politique et les systèmes de santé.

La création des systèmes virtuels presque identiques et similaires à la réalité représente un avantage précieux de ces systèmes. Cependant, l'évolution dynamique de ces sociétés d'agent implique un grand volume de données qui contiennent généralement des données implicites et enveloppées.

Le traitement de ces données pour étudier et analyser les relations floues et les phénomènes émergents de ces systèmes artificiels est considéré comme l'inconvénient le plus connu des systèmes de simulation multi-agents. Les techniques de Data Mining sont parmi les outils les plus puissants qui peuvent aider les spécialistes de la simulation à aborder cette problématique.

I.2 Modélisation et simulation des systèmes multi agents

I.2.1 Notion d'agent

Le terme « agent » est devenu un élément crucial et central dans les grands développements en informatique, et aujourd'hui ce terme est utilisé par de nombreuses personnes travaillant dans différents domaines avec des spécificités variées. Il n'est donc pas surprenant qu'il y ait un débat considérable sur la façon de définir ce terme précisément et correctement.

La définition la plus courante et adéquate pour notre sujet de recherche est celle de (Wooldridge & R. Jennings, 1995) : un agent est un système informatique basé sur un logiciel essentiellement caractérisé par quatre propriétés :

- *L'autonomie* : un agent possède des objectifs, des ressources et des compétences individuels. L'agent a la possibilité de fonctionner sans l'intervention directe des humains ou d'autres agents, et il a une sorte de contrôle sur ses actions et son état interne. L'une des conséquences principales de l'autonomie de l'agent est l'adaptabilité de l'agent comme un agent a le contrôle sur son propre état et donc peut réguler son propre fonctionnement sans l'aide ou la supervision de l'extérieure.
- *La capacité sociale* : l'agent interagit avec les autres agents via un langage de communication d'agent. Grâce à cette propriété, l'agent a l'habilité de fournir et de demander des services.
- *La réactivité* : l'agent est capable de percevoir son environnement et de répondre en temps opportun aux changements qui se produisent autour de lui.
- *La proactivité* : l'agent n'agit pas seulement en fonction de son environnement, il est capable de montrer un comportement déterminé par ses buts et ses objectifs, en prenant l'initiative de satisfaire ses nécessités.

I.2.2 Architectures d'agent

En général, les systèmes complexes sont composés de nombreux individus et entités, chacun d'eux est caractérisé principalement par son architecture, son comportement et son degré de raisonnement (Ferber, 1999). Sur la base de ces caractéristiques, (Wooldridge, 2009) a divisé les agents en trois types principaux : des agents cognitifs, des agents réactifs et des agents hybrides.

- **Agent cognitif** : est un agent intelligent qui possède une base de connaissances nécessaire pour effectuer ses tâches et gérer les interactions avec son environnement et les autres agents. L'agent cognitif nommé aussi intentionnel, délibératif ou rationnel possède des objectifs et des plans explicites afin de décider ses actions. Il a une représentation symbolique de son environnement et des autres agents avec lesquels il interagit. L'architecture globale de l'agent cognitif est présentée dans la Figure I-1.

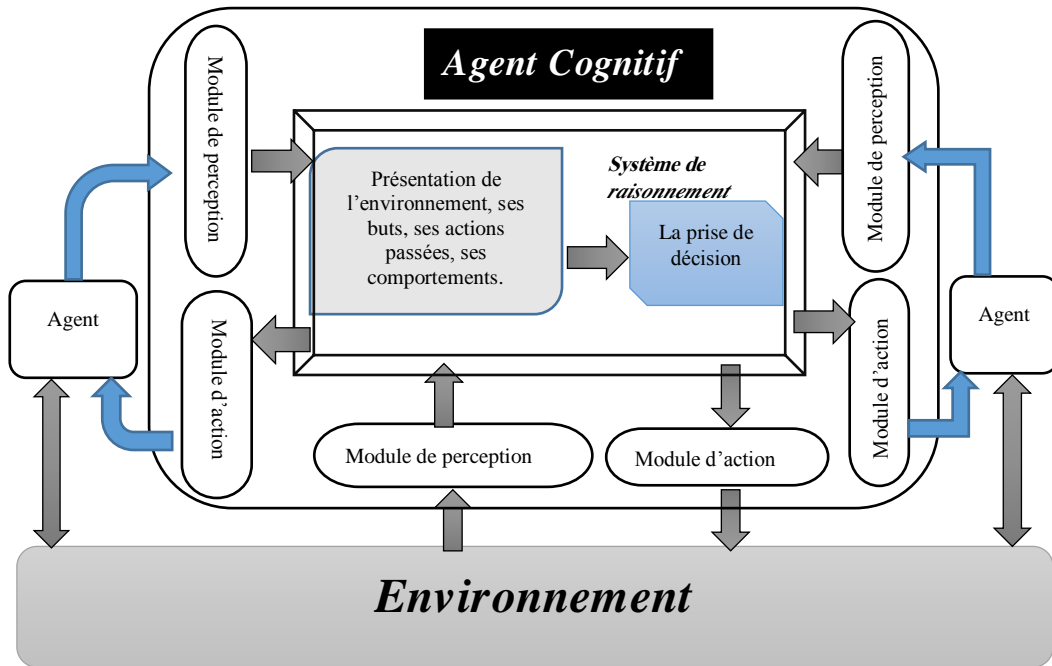


Figure I-1 Architecture d'un agent cognitif

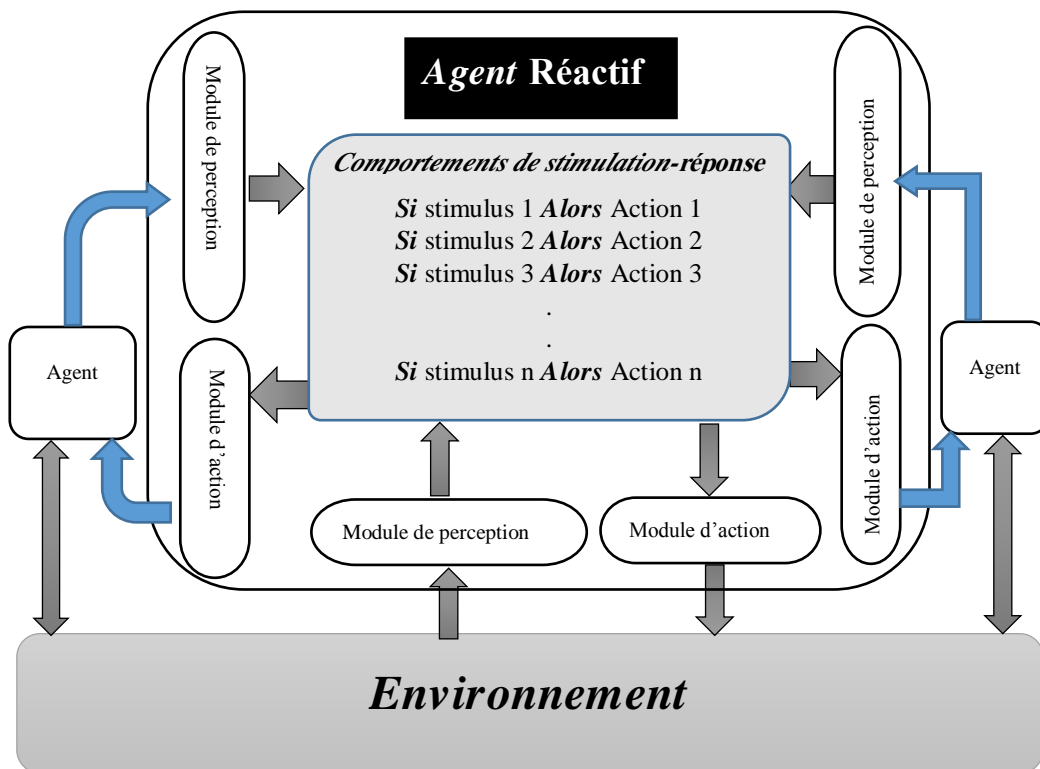


Figure I-2 Architecture d'un agent réactif

- **Agent réactif** : contrairement à l'agent cognitif, l'agent réactif n'est pas intelligent individuellement. Il a un comportement simple et prédéfini et répond uniquement à un stimulus environnemental simple de type « stimulus _réponse » comme illustré dans la Figure I-2. Considérant qu'il n'a pas une mémoire, ni une représentation complète de l'environnement et des autres agents, il ne peut pas tenir compte de ses actions passées et ne peut pas maintenir son état interne.
- **Agent hybride** : l'architecture hybride est une architecture d'agent qui vise à la fois le réflexe rapide de l'agent réactif et le comportement réfléchi de l'agent cognitif. L'architecture hybride combine les avantages de l'architecture réactive et délibérative et réduit en même temps les problèmes dans les deux architectures.

I.2.3 Interactions entre les agents

Dans un système multi agents, l'interaction est considérée comme une des propriétés capitales. Elle est généralement apparue sous différentes formes comme **la collaboration** c'est-à-dire la distribution des tâches entre les agents, **la coordination** c'est l'organisation des actions entre les différents agents pour atteindre un but collectif, ou encore **la négociation** quand les agents interagissent pour résoudre des conflits entre eux.

On distingue deux modes d'interaction : le mode direct et le mode indirect.

L'interaction directe (Agent-Agent) correspond à des communications directes entre les agents par l'envoi des messages. Alors que le mode indirect (Agent-Environnement) représente l'utilisation des structures partagées de l'environnement.

I.2.4 Systèmes multi-agent

Un système multi-agent est un système informatisé composé d'une collection d'agents hétérogènes et divers qui interagissent entre eux et partagent le même environnement afin d'atteindre des objectifs qui dépassent les capacités individuelles ou la connaissance de chaque agent. La Figure I-3 illustre un système multi-agent avec les différentes interactions possibles.

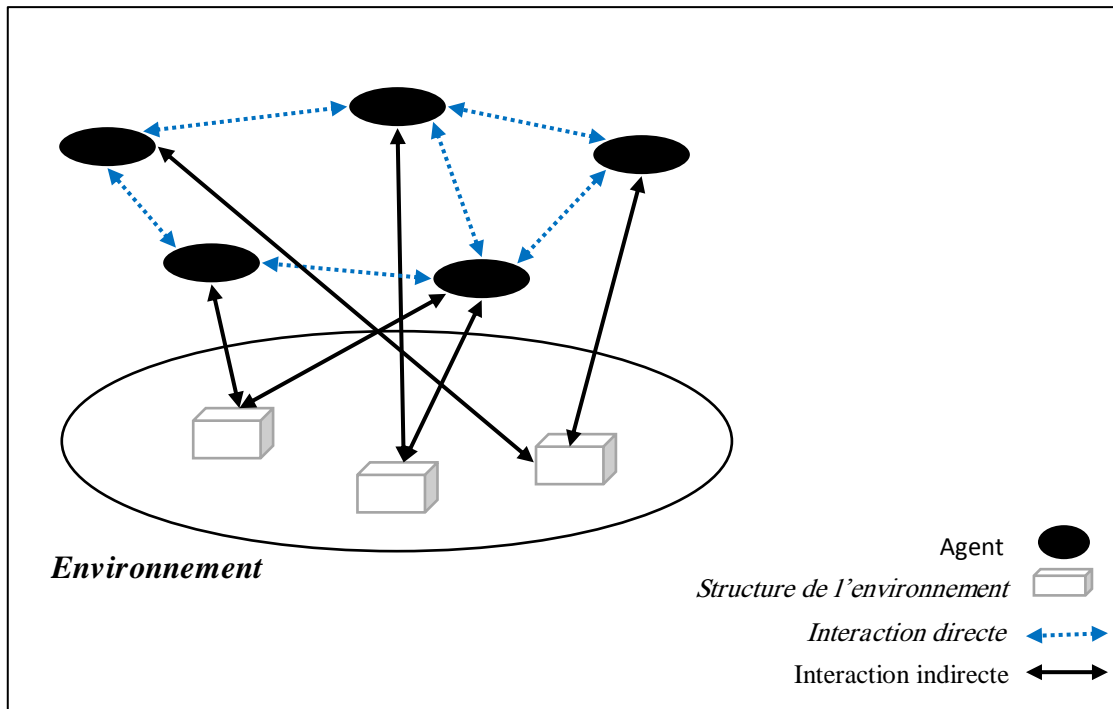


Figure I-3 Un système multi agents

Le système multi-agent est caractérisé principalement selon (Ingham, 1997) par :

- ✓ **L'adaptation** : dans certains cas, le système multi-agents doit être capable de changer son comportement au cours de son fonctionnement pour s'adapter aux changements dynamiques de l'environnement.
- ✓ **La communication** : les agents communiquent pour atteindre un but ou en raison d'un événement. La communication inter-agents inclut le protocole à utiliser, la description du domaine de tel sorte qu'un agent d'un autre domaine peut comprendre, et l'efficacité de la méthode de communication.
- ✓ **La coopération** : les agents peuvent, dans certaines circonstances, travailler ensemble pour atteindre un objectif ou en raison d'un événement quelconque. Les agents coopèrent pour bénéficier de certaines situations, ou ils coopèrent sans aucun gain nécessaire obtenu de telle interaction.
- ✓ **L'apprentissage** : les agents apprennent les événements passés de l'environnement pour prédire l'avenir et dans certains cas, ils affectent pro-activement l'environnement. Les systèmes d'apprentissage comprennent l'algorithme que l'agent utilisera pour apprendre et ce qui sera mesuré ou modélisé pour comprendre l'environnement.

- ✓ **La mobilité** : dans certains cas, les agents peuvent passer d'un système à un autre. Les systèmes d'agents mobiles garantissent que l'agent peut s'exécuter sur un nouveau système ou peut suspendre l'exécution à chaque état possible.

I.2.5 Modélisation et simulation multi agents

La modélisation et la simulation multi-agents des systèmes et des phénomènes complexes peuvent être défini comme un ensemble de règles qui décrivent comment le système change au cours du temps. L'approche de la modélisation et la simulation à base d'agents est utilisée dans des situations où la variabilité individuelle entre les agents ne peut pas être négligée. Elle permet de comprendre comment la dynamique de nombreux systèmes réels émerge à partir des caractéristiques des individus et de leur environnement.

Les systèmes de simulation modélisent différentes sociétés virtuelles avec des agents hétérogènes en les plaçant dans une société virtuelle simulé via un ordinateur afin d'observer leurs comportements et de comprendre la relation entre eux. Chaque agent représente un individu (ou bien une organisation) qui peut percevoir et réagir aux événements et interagir avec les autres agents existants dans le même environnement en tenant compte de ses croyances et ses objectifs. La modélisation et la simulation multi-agents permet de modéliser une population hétérogène où chaque agent peut avoir des motivations et des incitations personnelles et de représenter des groupes et des interactions de groupe.

L'adoption des systèmes de simulation apporte une nouvelle issue en offrant, d'une part, la possibilité de modéliser et de créer des systèmes virtuels presque identiques et similaires à la réalité, où les individus et même les organisations sont représentées avec leurs interactions observées. D'autre part, elle facilite le test et l'évaluation des politiques possibles et des différentes "Quoi-Si" scénarios, afin d'éviter les changements coûteux et incertains dans le système réel.

La simulation n'est pas un outil de prise de décision, mais un outil d'aide à la décision qui permet de prendre des décisions mieux éclairées. Les technologies de la modélisation et la simulation multi-agents permettent aux managers des systèmes réels d'expérimenter des idées et des décisions pour atteindre les objectifs organisationnels au sein d'un système virtuel, avant de prendre des engagements réels et de subir des conséquences réelles.

I.2.6 L'émergence dans un système de simulation multi-agents

L'émergence dans un système de simulation multi-agents fait référence aux phénomènes qui se posent collectivement dans le système (le niveau macro) à partir des propriétés et des interactions locales entre agents (le niveau micro). Les phénomènes émergents présentent de nouvelles propriétés que les entités locales ne présentent pas.

Dans un modèle de simulation basé sur les agents, les chercheurs décrivent explicitement les processus de décision des systèmes simulés au niveau micro lorsque les structures émergent au niveau macro à la suite des actions des agents et de leurs interactions avec les autres agents et leurs environnements.

Lors de l'évolution dynamique des systèmes artificiels, les agents font intervenir une grande masse de données, notamment parce que la simulation consomme et génère considérablement les données. Généralement, les données de la simulation enveloppent des informations implicites et cachées et même des connaissances, donc, la recherche dans ces données est d'une grande importance pour mieux étudier et comprendre le fonctionnement des systèmes.

Cependant, une difficulté bien connue dans la modélisation et la simulation à base d'agents est celle de l'analyse des relations floues et les phénomènes qui peuvent émerger dans ces systèmes artificiels. Afin d'aider les experts de la simulation à aborder cette problématique, l'utilisation des techniques de fouille de données peut contribuer dans la bonne investigation de ces systèmes.

En conjonction, l'exploration de données sera utilisée pour extraire à partir de ce grand volume de données des connaissances ou des informations cachées, précédemment inconnues, potentiellement utiles et intéressantes. L'application de ces techniques d'exploration de données peut révéler des modèles de comportement et des connaissances non triviales à partir des données de simulation. L'analyse de ces résultats permet de corriger et d'améliorer la qualité de l'étude de simulation (Saad Saoud, Boubetra, & Attia, 2014).

I.3 Techniques de fouille de données :

Dans le but d'exploiter les relations cachées et les comportements émergents de la modélisation et la simulation des systèmes multi-agents, l'utilisation des méthodes de fouille de données ou Extraction des Connaissances à partir des Données (ECD) « en anglais : Knowledge Discovery in Database (KDD) (Pujari, 2001) (Fayyad, Piatetsky-Shapiro, & Smyth, 1996) (Hegland, 2001) (Han, Kamber, & Pei, 2011) est la meilleure approche qui peut être suivi, car elle représente le processus d'identification des informations cachées et intéressantes; En d'autres termes, c'est la découverte et l'extraction des connaissances à partir d'un volume important de données.

I.3.1 Processus d'extraction de données

Le processus d'extraction de données est divisé principalement en trois phases principales (Fayyad, Piatetsky-Shapiro, & Smyth, 1996) : le prétraitement des données, le Data Mining (fouille de données); et le post-traitement des données, comme illustre la Figure I-4.

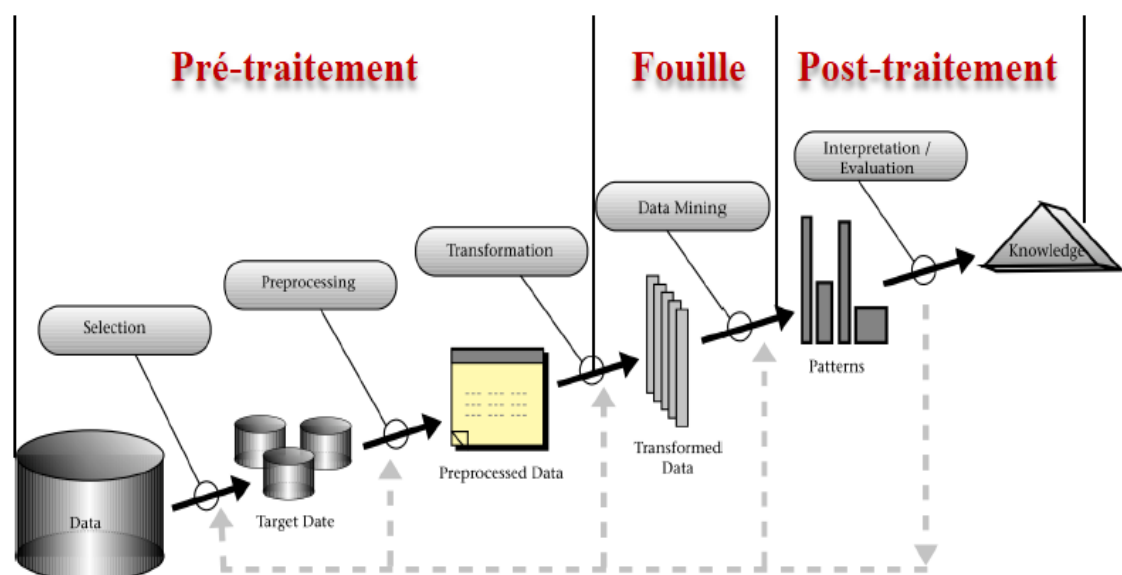


Figure I-4 Différentes étapes du processus ECD (Fayyad, Piatetsky-Shapiro, & Smyth, 1996)

I.3.1.1 Le prétraitement des données

Le prétraitement des données est l'un des étapes les plus critiques et importantes dans le processus d'exploration de données. Le prétraitement des données est utilisé pour améliorer la fiabilité des données collectées. Il inclut principalement les processus suivants :

- **Le nettoyage des données** : représente le processus de détection et correction ou de suppression des erreurs ou des données incomplètes, bruyantes et incohérentes dans les ensembles de données.
- **La sélection des données** : est définie comme le processus de détermination des ensembles de données appropriés et cibles, ainsi que les données pertinentes à la tâche d'analyse sont extraites de la base de données.
- **La gestion des valeurs manquantes** : les données manquantes est un problème majeur dans les systèmes complexes. Cette absence d'information peut affecter la précision et la puissance des données et par conséquent, la qualité des résultats du processus d'exploration de données. Pour faire face à cette problématique et assurer le traitement des données manquantes sans perdre la puissance des données originales, une gestion des données manquantes doit être créée.
- **La transformation des données** : est de transformer ou de consolider les ensembles de données dans les formes appropriées pour le processus de fouille de données, en appliquant les opérations de normalisation ou d'agrégation.

I.3.1.2 La fouille de données

La fouille de données fait référence à une étape particulière et cruciale du processus ECD. L'exploration de données implique un ensemble d'outils, de méthodes et de techniques intelligentes permettant d'extraire des motifs structurants, et de découvrir les modèles explicatifs ou prédictifs dans les très grandes bases de données.

I.3.1.3 Le post-traitement de données

Cette étape implique d'une part, l'identification des modèles intéressants ou utiles. D'autre part, c'est l'évaluation et l'interprétation des connaissances extraites en utilisant les techniques d'exploration de données.

I.3.2 Algorithmes de fouille de données

Les algorithmes de fouille de données sont séparés en deux classes principales (García, Román, Peñalvo, & Bonilla, 2008):

I.3.2.1 Les algorithmes supervisés

Les algorithmes supervisés (ou les algorithmes prédictifs) consistent à construire des modèles prédictifs à partir d'une base de données étiquetées. Ces modèles seront utilisés pour prédire des nouvelles données non étiquetées. L'apprentissage supervisé est caractérisé par :

- Les données d'apprentissage comprennent à la fois l'entrée et les résultats souhaités.
- Pour certains exemples, les résultats corrects (cibles) sont connus et donnés comme des entrées du modèle avant le processus d'apprentissage.
- La construction du modèle d'apprentissage, de la validation et de l'ensemble des tests est cruciale.
- Les méthodes d'apprentissage supervisé sont généralement rapides et précises.
- Les méthodes d'apprentissage supervisé doivent être capables de généraliser et donner des bons résultats lorsque de nouvelles données sont données en entrée sans connaître préalablement les données cibles.

I.3.2.2 Les algorithmes non supervisés

Les algorithmes non supervisés (les algorithmes descriptifs) appartiennent à la modélisation de découverte de connaissances. Cette tâche est descriptive plutôt que prédictive dont l'objectif est de détecter les tendances dans les données actuelles sans nécessité de l'apprentissage antérieur. L'apprentissage non supervisé est caractérisé par :

- Le modèle n'est pas fourni avec les bons résultats pendant la phase d'apprentissage.
- Peut être utilisé pour regrouper les données d'entrée dans les classes sur la base de leurs propriétés statistiques seulement.
- L'importance et l'étiquetage du Cluster.
- L'étiquetage peut être effectué même si les étiquettes ne sont disponibles que pour un petit nombre d'objets représentatifs des classes souhaitées.

I.3.3 Techniques de fouille de données

Différentes techniques majeures de Data Mining ont été développées et utilisées afin d'analyser les données de la simulation, incluant les règles d'association, la classification, le regroupement, la prédiction, les modèles séquentiels et les arbres de décision. (Morbitzer, C., Strachan, P., & Simpson, C., 2004) (Painter, M. K., Erraguntla, M., Hogg Jr, G. L., & Beachkofski, B., 2006) :

I.3.3.1 Les règles d'association

Les règles d'association sont l'une des techniques d'exploration de données les plus connues. Les règles d'association permettent de découvrir des corrélations (associations ou relations) cachées et intéressantes (interdépendances) entre les différentes variables des grandes bases de données. L'apprentissage d'une règle d'association révèle des modèles cachés dans les données qui peuvent être utilisés pour identifier des variables dans les données et les occurrences de différentes variables qui apparaissent avec les plus grandes fréquences.

Les règles d'associations sont de la forme :

Si antécédent, alors conséquence.

I.3.3.2 Les méthodes de classification

La classification est une technique d'exploration de données classique basée sur l'apprentissage automatique. Les méthodes de classification est un processus systématique pour obtenir des informations importantes et pertinentes sur les données

Fondamentalement, la classification est utilisée pour classer chaque élément d'un ensemble de données dans un ensemble prédéfini de classes ou de groupes. La méthode de classification utilise des techniques mathématiques (statistiques ou heuristiques) telles que : Réseaux Bayésiens (RB), Réseaux de Neurones Artificiels (RNA), et les arbres de décision pour Classifications (CARD, CHAID).

I.3.3.3 La segmentation (clustering/ regroupement)

Le regroupement peut être considéré comme l'identification de classes d'objets similaires. La segmentation est considérée comme une méthode de classification non supervisée où elle permet de découvrir l'ensemble des groupes (clusters) significatifs ou utiles dans une base de données d'une manière qui maximise la similarité entre les éléments du même groupe (les objets qui ont des caractéristiques similaires), et minimise la similarité entre les éléments des différents groupes.

I.3.3.4 La prédiction

La prédiction, comme son nom l'indique, est l'une des techniques d'exploration de données qui prédisent la relation entre les variables dépendantes et les variables indépendantes. L'analyse de régression est l'une des méthodes les plus souvent utilisées dans la prévision.

Les fonctions de régression sont utilisées pour déterminer la relation entre la variable dépendante (variables cibles) et une ou plusieurs variables indépendantes. La variable dépendante est celle dont nous voulons prédire ces valeurs, alors que les variables indépendantes sont les variables sur lesquelles se base notre prédiction.

I.3.3.5 Les arbres de décision

Les arbres de décision sont l'une des techniques d'exploration de données les plus utilisées, car leur modèle est facile à comprendre pour les utilisateurs. Dans la technique de l'arbre de décision, la racine de l'arbre de décision est une simple question ou condition qui a plusieurs réponses. Chaque réponse conduit alors à un ensemble de questions ou de conditions qui nous aident à déterminer les données afin que nous puissions prendre la décision finale basée sur elle.

I.4 Simulation à base d'agent et la fouille de données

Dans la simulation basée sur les agents, il existe deux niveaux principaux qui utilisent des langages distincts avec des objectifs différents. Un micro-niveau utilisé pour décrire un comportement local simple et un macro-niveau où les comportements émergent à partir des interactions locales au niveau micro. De tels comportements émergents pourraient être révélés

par des informations non explicites dans les données de simulation, donc une phase supplémentaire de la simulation peut être nécessaire pour révéler ces données utiles.

Les techniques d'exploration de données peuvent donc être l'approche clé pour révéler les connaissances non triviales exprimées par les données initiales utilisées pour construire le modèle et les structures de la société d'agents qui ont émergé de la simulation.

I.4.1 Combinaison de la simulation à base d'agent et les techniques d'exploration de données

Au cours de ces dernières années, une documentation de plus en plus abondante a investigué la façon dont les études de simulation peuvent être améliorées en utilisant les techniques de découverte des connaissances.

L'exploration de données peut être utilisée de différentes manières dans la simulation basée sur les agents. Les travaux de (Remondino & Correndo, 2006) étudiaient les façons dont les techniques d'exploration de données pourraient être appliquées avec succès à la modélisation et la simulation à base d'agents, afin d'exploiter les relations cachées et les comportements émergents. Les auteurs ont classé les contributions des techniques de Data Mining dans les études de simulation en deux grandes catégories : endogène et exogène.

- **Application endogène** : les techniques de Data Mining sont utilisées dans la conception des agents pour leur fournir une sorte de comportements intelligents, afin d'analyser les données passées des exécutions d'apprentissage de la simulation en intervenant sur leurs paramètres initiaux. La technique endogène peut être vue en quelque sorte comme le comportement d'un être humain dans une société où il apprend de son expérience.
- **Application exogène** : lorsque les résultats finaux d'une simulation sont analysés en utilisant des techniques d'exploration de données afin de révéler des motifs (patterns) significatifs et des tendances intéressantes dans les données pour mieux comprendre et modéliser le comportement global du système.

Dans le même contexte, les auteurs dans (Baqueiro, Wang, McBurney, & Coenen, 2009) ont présenté une idée générale de l'intégration bidirectionnelle du Data Mining et la

modélisation et la simulation à base d'agents. Cette étude propose un Framework conceptuel et une présentation des avantages et des mécanismes prometteurs pour l'avancement dans les deux domaines qui peuvent être fournis par cette intégration.

L'exploration de données peut être utilisée pour fournir les techniques nécessaires pour valider les modèles créés et faciliter la comparaison entre les données obtenues à partir de différentes simulations. La modélisation et la simulation basées agents sont utilisées pour générer et obtenir les ensembles de données nécessaires à partir des scénarios de simulation lorsque les données réelles obtenues ne sont pas de bonne qualité ou sont insuffisantes ou même ne sont pas disponibles.

L'article (Morbitzer, C., Strachan, P., & Simpson, C., 2004) décrit la façon dont les différentes techniques de Data Mining peuvent être utilisées pour aider à analyser la performance des prédictions obtenues à partir des scénarios de simulation.

Différentes techniques d'exploration de données ont été décrites dans cet article. Les auteurs ont conclu que le regroupement est le plus applicable. Étant donné que cette technique du Data Mining possède l'affichage visuel le plus complet, elle indique en outre des corrélations entre les variables cibles et les variables supplémentaires, indépendamment pour chaque cluster.

Deux études de cas ont été utilisées pour illustrer les avantages de l'utilisation de l'exploration de données pour l'analyse des prévisions de performance obtenues à partir d'un exercice de simulation.

Un des grands défis des études de simulation est la détermination de l'ensemble des variables d'entrées afin de produire des sorties optimales. L'approche proposée par (Brady & Yellig, 2005) fournit des informations (connaissances) sur ces variables et les relations logiques qui existent entre eux en utilisant les outils de Data Mining.

Cet article présente un nouveau concept pour collecter et développer un nouveau type de sortie à partir de modèles de simulation. Ces informations peuvent être alors utilisées comme la base de développement et d'optimisation des scénarios de la simulation. Les résultats de ce modèle de simulation du laboratoire de fabrication semi-conducteurs montrent que des nouvelles informations et perspectives peuvent être développées.

L'étude présentée par (WU, OLSON, & DONG, 2006) a démontré une approche qui utilise la simulation de Monte Carlo et l'analyse des relations grises en tenant compte des données floues. La simulation de Monte Carlo est utilisée comme une technique d'exploration de données pour mesurer l'impact des modèles d'arbre de décision floue (en utilisant des données catégoriques) par rapport aux modèles d'arbres de décision basés sur des données continues.

L'approche proposée est appliquée à un cas avec un ensemble de données commerciales typiques utilisées pour l'exploration de données, où la simulation est utilisée pour intégrer divers niveaux d'incertitude dans un ensemble de données représentatif pour la segmentation des clients.

Dans la référence (Painter, M. K., Erraguntla, M., Hogg Jr, G. L., & Beachkofski, B., 2006), les auteurs ont combiné la simulation et la fouille de données afin d'aider les décideurs du Département de la Défense Américain de prendre des décisions relatives à la maintenance des moteurs aéronautiques.

La méthodologie présentée combine la simulation, l'exploration de données et les techniques basées sur la connaissance pour déterminer les impacts à court et à long terme des décisions d'entretien des moteurs d'avion, en particulier en termes de coût du cycle de vie et de disponibilité opérationnelle. La sortie de simulation est soumise à une analyse d'exploration de données pour comprendre le comportement du système en termes d'interactions de sous-système et les facteurs influençant les métriques de cycle de vie.

L'approche proposée par (Better, Glover, & Laguna, 2007) est basée sur un modèle dynamique d'extraction de connaissances qu'identifie les entrées pertinentes de la simulation et découvre l'impact de leurs relations sur la performance du système. Ce modèle permet également l'utilisation des informations apprises au cours du processus d'optimisation en raison de séparer les bonnes solutions de mauvaises, afin que seules les solutions prometteuses doivent être évaluées dans les futures itérations.

Dans ce travail de recherche (Alnoukari, El Sheikh, & Alzoabi, 2009), les auteurs ont proposé un Framework intelligent basé sur l'intégration de la simulation et les techniques de

Data Mining où les sorties de la simulation sont transférées dans un entrepôt de données en utilisant les étapes de l'ETL (En anglais : Extract, Transform, and Load).

Cet entrepôt de données peut produire différents magasins de données, des cubes multidirectionnels, ou de simples données agrégées. Les techniques de Data Mining sont appliquées intelligemment sur ces différents ensembles de données pour faciliter l'extraction des informations pertinentes et des connaissances à partir de telle énorme quantité de données.

Le Framework proposé a été validé à l'aide de deux études de cas, la première sur la simulation de la demande du marché automobile, et la deuxième a été construite dans le but d'appliquer la fouille de données et la simulation pour assurer la qualité dans l'enseignement supérieur.

En neurosciences l'intégration des données est une phase très difficile, car il faut organiser une grande quantité de données autour de quelques hypothèses fonctionnelles d'une part. D'autre part, il est souvent noté que la simulation fournit des hypothèses explicites pour un système particulier, donc elle peut fournir une orientation organisationnelle, qui peut être exploitée pour former des hypothèses importantes (Lytton , 2006).

Dans cette étude, les auteurs ont développé un système d'interrogation de neurones (a neural query system (NQS)) dans le simulateur NEURON en fournissant un système de base de données relationnelle, une fonction de recherche et des outils de Data Mining. NQS est utilisé dans la simulation pour gérer, contrôler et évaluer les paramètres du modèle. Plus important encore, il est utilisé pour extraire des connaissances à partir des données de la simulation afin de les comparer avec la neurophysiologie.

Les techniques de Data Mining sont également appliquées à la simulation basée sur l'optimisation multi-objectifs (Dudas, Amos , & Boström, 2009). Cet article investigate les moyens d'extraction de connaissance à partir de cette simulation, afin d'obtenir des informations qui peuvent aider les décideurs de prendre les bonnes décisions dans le but d'optimiser les processus de fabrication.

L'application de l'exploration de données pour l'analyse des données générées par simulation est un domaine relativement inexploré. Les solutions obtenues à partir de la simulation basée sur l'optimisation multi-objective sont toutes optimales de sorte qu'elles sont

tenues de suivre et d'afficher certaines relations entre les variables par rapport aux objectifs, on fait valoir que l'utilisation de l'exploration de données pour découvrir ces relations pourrait être une procédure prometteuse. Le but principal de ce travail est de fournir les résultats empiriques de deux études de cas de simulation pour étayer cette hypothèse.

Dans (Arroyo, Hassan, Gutiérrez, & Pavón, 2010), une approche méthodologique de modélisation et de simulation multi agent à l'aide des techniques de Data Mining a été présentée. Les auteurs ont proposé une utilisation intense de ces dernières pour l'amélioration et le développement des modèles basés sur les agents.

Dans ce travail de recherche, les auteurs expliquent pourquoi et quand utiliser les techniques du Data Mining, avec une description formelle de chaque étape du processus correspondant. L'approche proposée est illustrée par une étude d'un modèle mental pour comprendre l'évolution de plusieurs facteurs dans la société espagnole de 1980 à 2000, en se concentrant sur les valeurs sociales, les valeurs spécialement religieuses et idéologiques.

Dans (Burrows, Stein, Frochte, & Wiesner, 2011), les auteurs ont introduit le Data Mining de la simulation comme une approche d'extraction des connaissances et des décisions à partir des résultats de simulation. Ce document a rapporté un projet de conception de ponts en génie civil où la motivation à appliquer l'exploration de données de simulation est :

- Lors de l'utilisation de modèles de ponts réels, l'efficacité de la simulation est insuffisante pour obtenir une véritable interactivité pendant le processus de conception.
- Les concepteurs sont confrontés à un espace de paramètres (l'espace de conception) d'une taille énorme, à partir de laquelle ils ne peuvent analyser qu'une petite fraction.

Ce travail de recherche traite la conception interactive des ponts en génie civil et démontre le potentiel de l'approche proposée pour l'amélioration de l'interactivité et les analyses simplificatrices. La compréhension de la corrélation entre les entrées et les paramètres de sortie de la simulation est critique afin d'analyser correctement le comportement du système simulé (Ghasemi, Ghasemi, & Ghasemi, 2011). Dans cet article, une approche qui combine la

simulation et les techniques de fouille de données pour découvrir des connaissances qui peuvent être dérivées à partir des résultats de simulation a été proposée.

Dans cette approche proposée, les auteurs ont tout d'abord trouvé les relations entre les paramètres d'entrée et ceux de sortie. Par conséquent, dans cette phase, la corrélation entre ces paramètres d'entrée et les données de sortie a été déterminée. Les techniques d'exploration de données sont ajoutées aux données de sortie et les règles de dépendance sont découvertes. Les données de sortie ont été classées par les arbres de décision en fonction des informations obtenues à partir de l'étape précédente, ce qui qualifie bien le processus de simulation.

Dans (Saffar, Doniec, Boonaert, & Lecoecue, 2011), les auteurs définissent une méthodologie basée sur l'intégration des techniques de Clustering dans la conception de simulation multi-agents. Dans le contexte de la simulation d'activités humaines, l'objectif de cette approche est de simplifier le travail du concepteur en automatisant certaines tâches telles que l'identification d'entités et l'extraction de leur modèle de comportement.

La méthodologie a été implémentée et testée avec une expérimentation réelle qui a consisté à modéliser les interactions dans le hall d'un bâtiment. Cet espace a été équipé d'une caméra pour observer les comportements des individus. Les observations réelles sous forme de séquences vidéo ont été traitées en utilisant un algorithme de Clustering afin d'en extraire les modèles des agents.

I.5 Conclusion

La modélisation et la simulation basées sur les agents et les techniques d'exploration de données ont souvent été considérés comme des concurrents, alors qu'ils se complètent mutuellement.

Dans ce chapitre, nous nous sommes intéressés à l'intégration de la modélisation et la simulation à base d'agents et les techniques de fouille de données. Nous avons tout d'abord présenté des notions générales sur ces deux grands axes de recherche en informatique. Nous avons ensuite démontré par une revue de littérature que l'application du Data Mining dans les simulations multi-agents a permis d'améliorer la qualité de leurs résultats.

La simulation basée sur les agents et les techniques de fouille de données ont abondamment utilisé pour résoudre les problèmes ouverts des systèmes de santé. Dans le chapitre suivant, nous nous intéressons à la simulation et l'extraction de connaissances au sein des systèmes hospitaliers. Nous nous focalisons sur les problèmes des services des urgences, plus particulièrement sur le surpeuplement dans ces services.

Chapitre **II**

La simulation et la découverte de connaissances au sein des systèmes de santé

Sommaire

II.1 Introduction	35
II.2 La surpopulation dans le service des urgences	36
II.2.1 Causes du surpeuplement des urgences	36
II.2.2 Effets du surpeuplement des urgences	37
II.3 La simulation et la fouille de données dans les systèmes de santé	38
II.3.1 La simulation au sein des systèmes de santé	38
II.3.1.1 Systèmes d'aide à la décision pour les services des urgences	42
II.3.2 Techniques de Data Mining dans les systèmes de santé	43
II.4 Conclusion.....	44

II.1 Introduction

Le secteur de la santé est un secteur très sensible et critique qui est devenu une préoccupation sérieuse dans la plupart des gouvernements du monde entier. Les systèmes de santé sont généralement caractérisés par la forte intervention des êtres humains surtout dans les hôpitaux, en tant qu'une partie importante des établissements sanitaires, ils ont un impact majeur sur la santé de la société.

Les hôpitaux sont constitués de plusieurs unités de soins complexes, distribuées, et indépendantes. Certaines de ces unités sont : la cardiologie, la neurologie, la réanimation et les services des urgences médico-chirurgicales.

Les services des urgences médico-chirurgicales sont des systèmes très dynamiques, critiques et complexes qui comportent de nombreuses variabilités et incertitudes, et jouent un rôle vital dans tout système de santé. Les services des urgences sont généralement situés à l'entrée principale des hôpitaux, ils reçoivent des visites inattendues et imprévues des patients sans des rendez-vous préalables, soit par leurs propres moyens; ou par ambulance.

Les services des urgences souffrent souvent de la surpopulation, la grande variété des maladies des patients, les différentes ressources avec des différentes compétences, les ressources limitées (les médecins, les infirmières, les techniciens, les équipements médicaux,

La simulation et la découverte de connaissances au sein des systèmes de santé

l'espace etc.), l'arrivée incertaine des patients et le besoin de ressources simultanés. Ces problèmes contribuent au long temps d'attente et de séjour dans le service, la mauvaise qualité de soins et des situations de stress pour les patients et le personnel des urgences. Les gestionnaires et le personnel des urgences doivent faire face à ces problèmes, où ils sont tenus de s'adapter à ces conditions et de fournir des soins rapides et appropriés à tous les patients présents dans le service.

II.2 La surpopulation dans le service des urgences

Une augmentation inattendue du nombre de patients qui se présentent au service des urgences peut conduire à un problème de surpopulation. Au cours de la dernière décennie, de nombreux pays à travers le monde ont accordé une grande attention à la surpopulation dans les services des urgences et à son impact sur la qualité des soins fournis.

Le surpeuplement des services des urgences est un problème majeur qui est devenu un état chronique dans de nombreux établissements sanitaires. Il est important de comprendre que la surpopulation du service des urgences est une mesure de l'efficacité du système de santé et n'est pas strictement liée à la capacité du service. Le surpeuplement des services des urgences est défini comme étant : « une situation dans laquelle la demande de services dépasse la capacité de fournir des soins dans un temps raisonnable, ce qui rend les médecins et les infirmières (le personnel des urgences en général) incapables de fournir des soins de qualité » (Canadian Association of Emergency Physicians (CAEP), n.d.) .

La surpopulation peut être mesurée en surveillant les temps d'attente des patients afin de recevoir un service de santé (le temps d'attente pour être vu par le médecin pour un diagnostic ou bien un traitement, le temps d'attente pour faire les analyses médicales, et le temps nécessaire pour déplacer le patient admis vers un lit d'hospitalisation), et la durée du séjour dans les urgences.

II.2.1 Causes du surpeuplement des urgences

Le surpeuplement des urgences est un problème complexe et multifactoriel. Parmi les principaux facteurs qui peuvent causer ce problème critique on trouve :

- ❖ Le volume croissant des patients présentant au service des urgences.

La simulation et la découverte de connaissances au sein des systèmes de santé

- ❖ L'augmentation de la gravité des maladies parmi les patients du service.
- ❖ La configuration inadéquate du personnel du service des urgences.
- ❖ La non disponibilité des lits du service des urgences parce qu'ils sont occupés par des patients admis qui attendent d'être transférés du service vers des unités d'hospitalisation ce qui limitent la capacité du service des urgences à accepter les nouveaux arrivants.

II.2.2 Effets du surpeuplement des urgences

Un service des urgences surpeuplé est un environnement qui peut énormément causer des effets vraiment graves :

- **Soins inadéquats et erreurs médicales :** en raison de l'intensité de la prise de décision et comme les médecins et les infirmières se sentent pressés et surchargés, le risque des erreurs médicales est augmenté. Par conséquent, ces erreurs pourraient conduire à des résultats défavorables et indésirables sur la sécurité des patients et même à augmenter le taux de mortalité.
- **Long temps d'attente et insatisfaction du patient :** à cause de l'augmentation des temps d'attente et des longues durées de séjour, un grand nombre de patients quittent le service des urgences sans être vu par le médecin ce qui augmente l'insatisfaction des patients.
- **Propagation des maladies infectieuses et saisonnières :** avec le grand nombre de patients qui se présentent au service des urgences, le risque de la propagation des maladies infectieuses et saisonnières est très élevé. Dans ce cas, le contrôle de ces épidémies dépasse généralement les capacités du personnel des urgences.

La Figure II-1 résume les causes et les effets du surpeuplement dans les services des urgences.

La simulation et la découverte de connaissances au sein des systèmes de santé

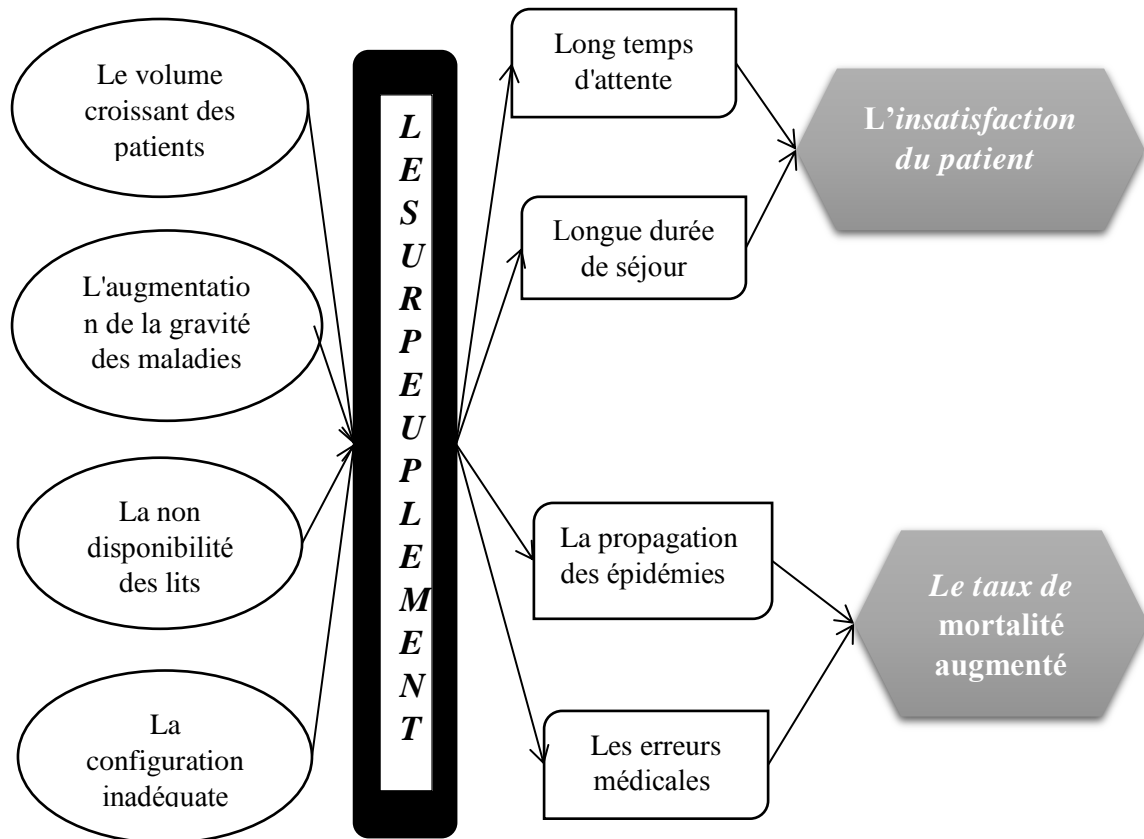


Figure II-1 Surpeuplement dans les services des urgences

II.3 La simulation et la fouille de données dans les systèmes de santé

II.3.1 La simulation au sein des systèmes de santé

Au cours de ces dernières années, la simulation a été de plus en plus utilisée pour modéliser les systèmes de santé. La simulation dans les systèmes de santé crée un environnement d'apprentissage sécurisé qui permet aux chercheurs de tester de nouveaux processus cliniques et d'améliorer les compétences individuelles et collectives du personnel médical.

La simulation et la découverte de connaissances au sein des systèmes de santé

La simulation a le potentiel d'améliorer la sécurité de soins en permettant aux soignants d'acquérir une expérience précieuse, dans une variété de contextes cliniques, sans mettre les patients en danger.

Dans le cas du service d'urgence, et afin d'améliorer la performance du service des urgences en réduisant de temps d'attente et la durée du séjour des patients, en optimisant l'utilisation des ressources et en augmentant le nombre de patientes examinées, les gestionnaires des urgences doivent avoir une bonne gestion du flux de patients et trouver les configurations optimales du personnel des urgences. Cependant, la nature imprévue et imprévisible de l'arrivée des patients empêche les gestionnaires de réaliser cette tâche.

La simulation fournit une technique pour construire une réplique du système réel, de tel sorte que le modèle est raisonnablement proche de la réalité et peut être utilisé pour étudier l'effet de différentes alternatives de processus. Il est particulièrement utile pour les décideurs de tester toutes les alternatives possibles sur le modèle plutôt que sur le système actuel.

Différentes techniques de simulation ont été présentées pour fournir des systèmes robustes qui peuvent aider les gestionnaires à améliorer la qualité des services dans les urgences. Une grande partie de ces études ont porté sur la simulation à événements discrets, ou bien sur la modélisation et la simulation basées sur agents.

Les auteurs dans (Evans, Gor, & Unger, 1996) ont proposé un modèle de simulation en utilisant du progiciel Arena. Le modèle développé a étudié divers horaires de travail pour les infirmières, les médecins et les techniciens afin de réduire le temps moyen des patients dans le système.

Une étude de simulation à événements discrets d'un service des urgences a été décrite dans (Duguay & Chetouane, 2007). Pour réduire les temps d'attente, la modélisation et la simulation de la méthodologie ont été effectuées en utilisant le logiciel Arena où les médecins, les infirmières et les salles d'examen ont été considéré comme des variables de contrôle.

Dans (Konrad, et al., 2013), un modèle de simulation à événements discrets a été construit pour soutenir le processus d'amélioration du service des urgences. Les auteurs ont présenté un modèle de flux divisé et évalué à travers la simulation l'impact des différentes

La simulation et la découverte de connaissances au sein des systèmes de santé

configurations de flux sur la durée de séjour et le surpeuplement des patients dans le service des urgences.

L'étude présentée dans (Jones & Evans, 2008) a développé un outil de simulation à base d'agents en utilisant le logiciel NetLogo pour évaluer l'impact des différentes configurations du personnel médical sur le temps d'attente des patients au service des urgences.

Dans (Connelly & Bair, 2004), les auteurs ont développé et exploité une nouvelle plateforme de la simulation numérique sur l'activité du service des urgences appelé « Emergency Department SIMulation (EDSIM) ». Le modèle EDSIM a ensuite été utilisé pour comparer l'approche de triage accélérée avec une approche alternative de triage du rapport d'acuité.

Le papier présenté dans (Rossetti, Trzcinski, & Syverud, 1999) a discuté l'utilisation de la simulation par ordinateur pour tester et analyser les impacts des horaires du travail des médecins sur la capacité de traitement des patients et l'utilisation des ressources. Le modèle a été également utilisé pour identifier les inefficacités des processus et pour évaluer les effets des changements de personnel, mise en page, les ressources et le flux de patients sur les performances du système.

Les auteurs dans (Hoot, et al., 2008) ont porté sur les prévisions de l'encombrement dans le service des urgences en utilisant la simulation à événements discrets. Le modèle de simulation ForecastED a été développé et validé pour prédire le futur proche des mesures opérationnelles de ce service.

Une nouvelle approche de modélisation de la structure d'arrivée des patients a été utilisée. Le modèle de simulation a représenté le caractère aléatoire et déterministe des arrivées et a été réalisée en utilisant le logiciel de simulation de MedModel (Meng & Spedding, 2008).

Dans (Laskowski, McLeod, Friesen, Podaima, & Alfa, 2009), les auteurs ont appliqué le modèle à base d'agents et le modèle de file d'attente pour enquêter sur le flux de patients dans les urgences. Les deux modèles ont été développés indépendamment, l'approche basé agents a été utilisée pour étudier des scénarios d'optimisation des ressources. Le deuxième modèle facilite l'analyse quantitative des paramètres opérationnels urgence (par exemple, les temps d'attente).

La simulation et la découverte de connaissances au sein des systèmes de santé

Un modèle de simulation du service des urgences de l'Hôpital Central de Jyväskylä, en Finlande a été développé (Ruohonen, Neittaanmaki, & Teittinen, 2006) en utilisant le logiciel de simulation MedModel. Une nouvelle méthode opérationnelle appelée la méthode de l'équipe de triage a été présentée. Les auteurs ont démontré les effets de cette méthode sur l'efficacité du service plus précisément sur les temps d'attente des patients.

Les auteurs ont présenté un modèle de simulation pour le fonctionnement du service des urgences au système de santé Cooper (Samaha, Armel, & Starks, 2003). Cette méthodologie a contribué à éviter les coûts et permis au système de santé Cooper de se concentrer pour faire uniquement les modifications qui permettraient de réduire la durée du séjour dans le service.

Pour réduire le temps d'attente moyen des patients, améliorer l'utilisation des infirmières et augmenter le nombre de patients traités, une étude de simulation et d'enveloppement de l'analyse des données ont été appliquées (Al-Refaie, Fouad, Li, & Shurrah, 2014).

Dans (Kuo, Rado, Lupia, Leung, & Graham, 2015), le papier a présenté une étude de cas qui a utilisé la simulation pour analyser les flux de patients dans un service d'urgence de l'hôpital de Hong Kong. Pour obtenir une bonne estimation des paramètres d'entrée du modèle de simulation, les auteurs ont proposé une approche d'optimisation de simulation (intégrant simulation avec méta-heuristiques).

Le papier présenté dans (Masmoudi, Leclaire, Cheutet, & Casalino, 2014) a décrit la modélisation et la simulation du processus de séjour du patient au service des urgences. Les auteurs ont également présenté une méthode de modélisation de la disponibilité des médecins dans le service tenant compte de leur nombre et la disponibilité dans les traumatismes et les secteurs médicaux.

Dans (Lim, Worster, Goeree, & Tarride, 2013), les auteurs ont présenté une approche alternative où les médecins et leurs délégués dans le service d'urgence sont modélisés comme hiérarchie d'interaction des pseudo-agents hétérogènes dans une simulation à événements discrets. L'approche proposée a été comparée à celle traditionnelle en ignorant ces interactions.

En raison de la complexité du système des urgences, le développement des systèmes d'aide à la décision en utilisant des méthodes de simulation par ordinateur est la meilleure

La simulation et la découverte de connaissances au sein des systèmes de santé

solution pour anticiper et aider les gestionnaires des urgences à choisir des stratégies et des politiques de décisions adéquates et efficaces.

II.3.1.1 Systèmes d'aide à la décision pour les services des urgences

Les systèmes d'aide à la décision sont des systèmes informatiques interactifs, flexibles et adaptables qui aide à la prise de décision afin d'assurer des actions, des activités et des stratégies correctes, adéquates et efficaces dans les systèmes réels.

Les systèmes d'aide à la décision jouent un rôle de plus en plus important dans les systèmes hospitaliers. Pour les services des urgences médico-chirurgicales, le but des systèmes d'aide à la décision donc est de fournir aux gestionnaires des services et les professionnels de la santé au bon moment des informations adéquates et précises à certaines situations pour les aider à prendre des décisions appropriées afin d'améliorer la qualité des soins médicaux dans ces services critiques.

Afin d'aider les chefs des services des urgences à mettre en place les directives de gestion pour améliorer le fonctionnement de ses services, un système d'aide à la décision (en utilisant la simulation et la modélisation à base d'agents a été présenté (Cabrera, Taboada, Iglesias, Epelde, & Luque, 2012) (Cabrera, Taboada, Iglesias, Epelde, & Luque, 2011). Pour trouver la configuration optimale du personnel des urgences, les auteurs ont utilisé la méthode algorithmique recherche exhaustive (recherche par force brute).

Un outil d'aide à la décision pour le fonctionnement de l'unité des urgences dans un hôpital gouvernemental au Koweït a été présenté (Ahmed & Alkhamis, 2009). La méthodologie combine la simulation avec l'optimisation pour identifier la configuration optimale du personnel et d'évaluer l'impact des différents effectifs sur l'efficacité du service et le temps d'attente des patients.

Un Framework d'aide à la décision interactive basée sur la simulation pour l'amélioration des processus du secteur de la santé a été présenté dans (Abo-Hamad & Arisha, 2013). Le modèle a intégré le tableau de bord prospectif comme un outil de gestion du rendement pour assurer l'amélioration continue et durable en utilisant des mesures et des actions de performance stratégiques liées.

La simulation et la découverte de connaissances au sein des systèmes de santé

Dans (Komashie & Mousavi, 2005), le papier a discuté l'application de la simulation à événements discrets pour l'exploitation d'un service des urgences. Le modèle a été développé comme un outil pour aider les gestionnaires des urgences à comprendre le comportement du système en ce qui concerne les causes cachées des temps d'attente excessifs.

Un système d'aide à la décision basée sur la simulation pour prévenir et prévoir des situations de contrainte dans un service des urgences a été développé en (Kadri, Chaabane, & Tahon, 2014). Le modèle de simulation à événements discrets a été construit pour visualiser les situations de contrainte, examiner la relation entre ces situations et proposer des actions correctives.

II.3.2 Techniques de Data Mining dans les systèmes de santé

Les systèmes basés sur la connaissance et les systèmes d'aide à la décision ont été largement adopté dans de nombreux domaines scientifiques, plus particulièrement dans les systèmes de santé. Un système fondé sur la connaissance pour le système de gestion de l'information clinique est présenté dans (Kalogeropoulos, Carson, & Collinson, 2003).

Dans (Bose, 2003), un système de gestion des connaissances de la santé est introduit. La recherche a fourni d'une part, une infrastructure de prise de décision pour la prise de décision clinique et administrative. D'autre part, elle a contribué à l'intégration des processus cliniques, administratifs et financiers dans le domaine de la santé grâce à une architecture technique commune.

Un système de prise de décision médicale cognitive floue pour la procédure d'admission des patients âgés à l'hôpital est présenté dans (Georgopoulos & Stylios, 2013). Un modèle d'aide à la décision fondé sur la simulation est utilisé dans (Oh, et al., 2016) afin d'améliorer le débit du service des urgences.

Les techniques d'exploration de données sont extrêmement utilisées dans les systèmes de santé. Les auteurs dans (Yeh, Wu, & Tsao, 2011) ont présenté un système d'aide à la décision qui combine l'abstraction temporelle et les techniques d'exploration de données pour prédire l'hospitalisation des patients hémodialysés.

La simulation et la découverte de connaissances au sein des systèmes de santé

Un modèle qui simplifie les données massives de caractéristiques inconnues dans la base de données de triage dans un hôpital régional taïwanais en utilisant la technique de regroupement et la théorie des ensembles rugueux est construit dans (Lin, Wu, Zheng, & Chen, 2011). Dans le but d'analyser le modèle de prévision de la demande des patients dans le service des urgences, la classification et les arbres décisionnels des techniques d'exploration de données ont été adoptés dans (Yang, Lin, Chen, & Shi, 2009).

(Isken & Rajagopalan, 2002) : cette étude de recherche a démontré l'application de l'algorithme K-means des techniques d'exploration de données pour soutenir le développement des modèles de simulation par ordinateur. Dans (Lin, et al., 2010), un modèle basé sur l'application de l'analyse de cluster et l'analyse des arbres de décision sur le diagnostic anormal dans un service d'urgence d'un centre médical de Taiwan est construit.

II.4 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons tout d'abord défini et caractérisé le problème du surpeuplement des urgences, ainsi que ses causes et ses effets associés. Dans la dernière partie de ce chapitre, nous avons passé en revue les différentes études qui ont utilisé les techniques de simulation et de découverte de connaissances pour trouver une solution à ce grave problème.

Le chapitre suivant présente les étapes de conception et d'implémentation de notre système d'aide à la décision pour le fonctionnement du service des urgences de l'établissement hospitalier public Lakhdar Bouzidi à Bordj Bou Arreridj en Algérie.

Chapitre **III**

**Un système d'aide à la décision pour
le fonctionnement du service des
urgences médico-chirurgicales
« Hôpital Lakhdar Bouzidi »**

Un système d'aide à la décision pour le fonctionnement du service des urgences médico-chirurgicales « Hôpital Lakhdar Bouzidi »

Sommaire

III.1 Introduction.....	46
III.2 Le service des urgences médico-chirurgicales Lakhdar Bouzidi Bordj Bou Arreridj	47
III.2.1 Présentation du site d'expérimentation	47
III.2.2 Le personnel et les équipes du service des urgences.....	48
III.2.3 Flux de patients	48
III.3 Collecte de données.....	50
III.4 Conception de notre modèle de simulation	53
III.4.1 L'analyse des entrées de la simulation	54
III.4.1.1 Prétraitement des données	55
III.4.2 Conception et modélisation des agents de la simulation.....	56
III.4.2.1 La modélisation des médecins	56
III.4.2.2 La modélisations du personnel paramédical	59
III.4.2.2 La modélisation des patients.....	59
III.4 Développement et implémentation de notre modèle de simulation	61
III.5 Vérification et validation du modèle	62
III.6 Conclusion	65

III.1 Introduction

De nos jours, les services de santé sont devenus une préoccupation sérieuse pour de nombreux pays à travers le monde. En raison de sa complexité et sa variabilité, le service des urgences est considéré l'unité la plus critique de l'hôpital et du système de santé en général.

L'augmentation de la satisfaction des patients, en réduisant autant que possible le temps d'attente et la durée du séjour des patients et l'optimisation de l'utilisation des ressources sont des préoccupations primordiales pour tous les managers du service des urgences. Pour soutenir l'amélioration de la performance au service des urgences, des études de simulation ont abondamment été impliqués.

Un système d'aide à la décision pour le fonctionnement du service des urgences médico-chirurgicales « Hôpital Lakhdar Bouzidi »

Dans ce chapitre, nous développons notre proposition d'un système d'aide à la décision basée sur l'intégration d'un système de simulation à base d'agents et les modèles d'extraction de connaissances afin d'améliorer le fonctionnement du service des urgences à l'hôpital public Lakhdar Bouzidi à Bordj Bou Arreridj.

III.2 Le service des urgences médico-chirurgicales Lakhdar Bouzidi Bordj Bou Arreridj

III.2.1 Présentation du site d'expérimentation

En raison de la croissance démographique importante et l'emplacement stratégique de la wilaya de Bordj Bou Arreridj, où elle est considérée comme un lien entre l'est, l'ouest et le sud de l'Algérie, l'établissement hospitalier Lakhdar Bouzidi de Bordj Bou Arreridj est devenu la destination principale pour un grand nombre de malades et de blessés, en particulier avec les accidents qui se produisent au niveau de l'autoroute « Est – Ouest ».

Le service des urgences médico-chirurgicales de l'hôpital Lakhdar Bouzidi est ouvert 24 /24, sept jours par semaine et reçoit en moyenne 470 patients par jour avec un temps inter-arrivée variable et différentes conditions et maladies. Le service des urgences est composé principalement de :

- Une zone de diagnostic : composée de 3 salles de consultation pour assurer le diagnostic et l'évaluation initiale de la situation du malade.
- Un laboratoire : destiné uniquement pour les analyses médicales des patients du service des urgences.
- Une salle de radiologie : dédiée uniquement aux malades des urgences.
- Une salle de soins infirmiers : utilisée pour les injections, le nettoyage et la suture des plaies, les bandages et les plâtres.
- Une unité d'observation : équipée et dédiée pour les patients qui ont besoin d'un traitement et d'une surveillance. L'unité d'observation est composée de 3 chambres dont chaque chambre contient 4 lits équipés.
- Une salle de déchocage ou les urgences vitales : permet de soigner les patients les plus graves dans le service des urgences.

Un système d'aide à la décision pour le fonctionnement du service des urgences médico-chirurgicales « Hôpital Lakhdar Bouzidi »

- Une zone d'administration : permet d'enregistrer les patients admis à l'hôpital.

III.2.2 Le personnel et les équipes du service des urgences

Dans le but de couvrir la forte demande du service et pour fournir les soins pour tous les patients arrivant au service des urgences, différentes équipes de garde sont employées. Les équipes sont réparties sur la journée ; une équipe du matin (de 8,00 à 14,00), une équipe du soir (de 14,00 à 20,00), et une équipe de la nuit (de 20,00 à 8,00).

Chaque équipe est composée de :

- Trois médecins : répartis entre les salles de consultation, l'unité d'observation, et la salle de déchocage (si l'état du patient a besoin d'un avis spécialisé, un médecin spécialiste sera demandé).
- Six infirmiers : répartis entre l'unité d'observation et la salle de soins infirmiers.
- Quatre techniciens : répartis entre la salle de radiologie et le laboratoire.

Généralement, après minuit, le flux de patients est diminué. Par conséquent, l'équipe de nuit est divisée en trois sous équipes. Chaque sous équipe est composée d'un médecin, trois infirmiers et deux techniciens (si le flux de patients est augmenté ou un événement exceptionnel se produit, comme l'occurrence d'un accident ... etc. toute l'équipe de nuit sera demandé).

III.2.3 Flux de patients

Les patients arrivent aux urgences soit en tant que des malades sur pied (qui sont capables de se déplacer et de vaquer à ses occupations) ou par ambulance. Les patients vraiment critiques qui ont arrivé par ambulance ou même par leurs véhicules personnels sont directement rués à la salle de déchocage afin de les traiter immédiatement et réaliser les premiers soins les plus urgents. Sinon, les patients attendent la disponibilité d'une salle de consultation pour être examinés par le médecin. Le premier patient arrivé est souvent le premier vu par le médecin, exceptionnellement, le patient qui est arrivé par ambulance sera directement transporté à la salle de consultation pour être promptement vu.

Un système d'aide à la décision pour le fonctionnement du service des urgences médico-chirurgicales « Hôpital Lakhdar Bouzidi »

Après la consultation, le médecin évalue l'acuité de la maladie du patient et décide de le renvoyer à son domicile ou la nécessité des autres tests tels que les analyses médicales ou les radiographies. Le patient ayant besoin des tests supplémentaires sera envoyé à la salle d'attente de rayons X ou la salle d'attente de laboratoire. Après l'obtention de ses tests, le patient attend une nouvelle fois la consultation du médecin pour évaluer les résultats des tests médicaux.

Après l'évaluation des examens médicaux, le patient ayant besoin d'un traitement supplémentaire est envoyé à l'unité d'observation (unité équipée) pour une prise en charge ambulatoire c.-à-d. la surveillance continue, l'évaluation diagnostique (les avis des médecins spécialistes), et / ou le traitement nécessaire avant de quitter les urgences ou d'être admis à l'hôpital. Le flux de patients du service des urgences Lakhdar Bouzidi est illustré dans la Figure III-1.

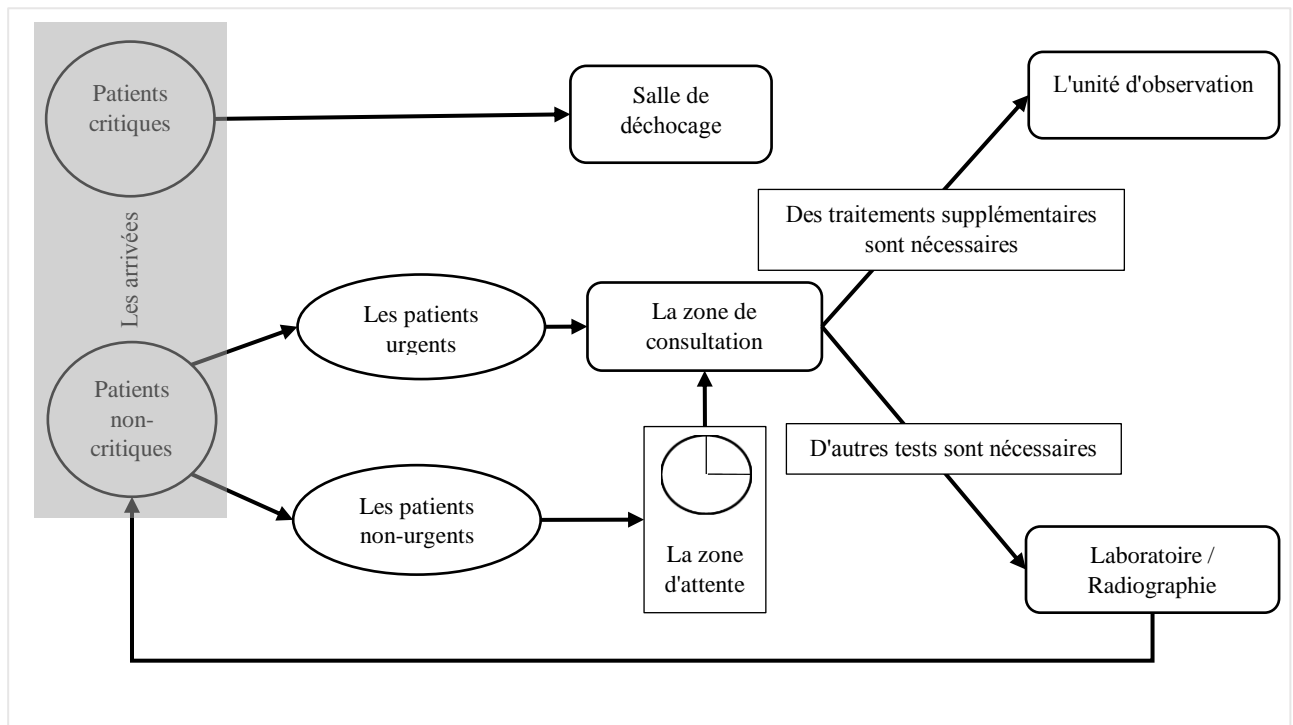


Figure III-1 Diagramme de flux de patients

III.3 Collecte de données

Pour mieux comprendre le fonctionnement du service des urgences, une prévisualisation du processus de travail et une étude approfondie ont été réalisées, où on a réalisé un stage pratique durant un mois à l'hôpital Lakhdar Bouzidi Bordj Bou Arréridj.

Malheureusement, le système d'information du service des urgences Lakhdar Bouzidi n'est pas encore informatisé, qui a fait la collecte des données une tâche très difficile parce que nous avons été obligés de recueillir toutes les données manuellement.

Toutes les données nécessaires pour construire notre modèle ont été recueillies, telles que le nombre des patients arrivés au service des urgences, le taux d'arrivée des patients, les horaires actuels des médecins, des infirmiers et des techniciens, la durée de chaque traitement ... etc.

Une grande partie des données recueillies a été dérivée à partir des registres des patients (les registres de consultation, les registres d'observation, et les registres d'admission). Le reste des données a été obtenue grâce à l'observation directe du système, des interviews et des discussions avec le personnel médical et paramédical.

Notre base de données couvre les informations des patients qui ont été présentés dans le service des urgences Lakhdar Bouzidi entre le 1er Janvier 2013 et le 31 Décembre 2013 ; notamment les informations personnelles (nom, sexe, âge, adresse), le temps d'arrivé, le temps de sortie, la durée du séjour dans le service, le temps d'attente, et le niveau d'acuité. La base de données a été stockée dans un fichier Excel divisé en douze feuilles représentant les mois de l'année, comme il est présenté dans la Figure III-2.

Un système d'aide à la décision pour le fonctionnement du service des urgences médico-chirurgicales « Hôpital Lakhdar Bouzidi »

	A	B	C	D	E	I	J	K	L
1	Date	N°	Nom/Pre	Sexe	Age	Adresse	Temps Arrive	Gravité	Temps Sortie
2	1/1/1013	1	mhani mazia	F	47	El achir BBA	00h.30 min		1 00h.35 min
3	1/1/1013	2	bellahcen yamina	F	1962	BBA centre			1 00h.50 min
4	1/1/1013	3	touati aida	F	1960	BBA centre	00h.35 min		3 02h.57 min
5	1/1/1013	4	benoussmane assia	F	1965	BBA centre	00h.42 min		1 00h.52 min
6	1/1/1013	5	nassri amer	H	1941	BBA centre			1 00h.49 min
7	1/1/1013	6	khababa nassira	F	1965	Sidi Mebarek BBA	02h.30 min		2 03h.00 min
8	1/1/1013	7		F	21	BBA centre	02h.45 min		2 06h.35 min
9	1/1/1013	8		H	1963	Bordj elghadir			3 05.00 min
10	1/1/1013	9	khelifi said	H	1954	Medjena BBA	04h.30 min		1
11	1/1/1013	10	ben haizia zoina	F	64	Medjena BBA	04h.30 min		1 04h.55 min
12	1/1/1013	11	galimme fatima zohra	F	1974	M'sila	04h.30 min		2 05h.35 min
13	1/1/1013	12	boulejrek zahia	F	1956	BBA centre	04h.37 min		2 05h.56 min
14	1/1/1013	13	hammad saliha		1972	Manssora BBA	04h.45 min		1
15	1/1/1013	14	bachhache abderrahmen	H	62	BBA centre	05h.30 min		2 7h.02 min
16	1/1/1013	15	boulaoud yamina	F	81	BBA centre	05h.35 min		1 05h.55 min
17	1/1/1013	16	adjnak cherifa	F	1951	BBA centre	05h.35 min		
18	1/1/1013	17	chemlale rebeh	H	62	BBA centre	05h.35 min		2 08h.35 min
19	1/1/1013	18	legonzi rahma	F	1974	M'sila	06h.06 min		1 06h.35 min
20	1/1/1013	19	khomc halima	F	1957	Satif	06h.10 min		2 07h.25 min

Figure III-2 Base de données collectées

Les données recueillies à partir des registres des patients et les informations données par le personnel de l'hôpital ont montré que : 5% des patients arrivant au service des urgences, sont les cas d'urgence critiques (les patients d'haute acuité), 15% sont les patients d'acuité moyenne (les patients urgents), et 80 % sont les patients non urgents. 25% des patients quittent le service des urgences après la première consultation du médecin, 75% qui reste nécessitent des tests supplémentaires (analyses médicales, les radiographies, ou les soins infirmiers), seulement 40% d'entre eux sont traités et surveillés dans l'unité d'observation.

Un système d'aide à la décision pour le fonctionnement du service des urgences médico-chirurgicales « Hôpital Lakhdar Bouzidi »

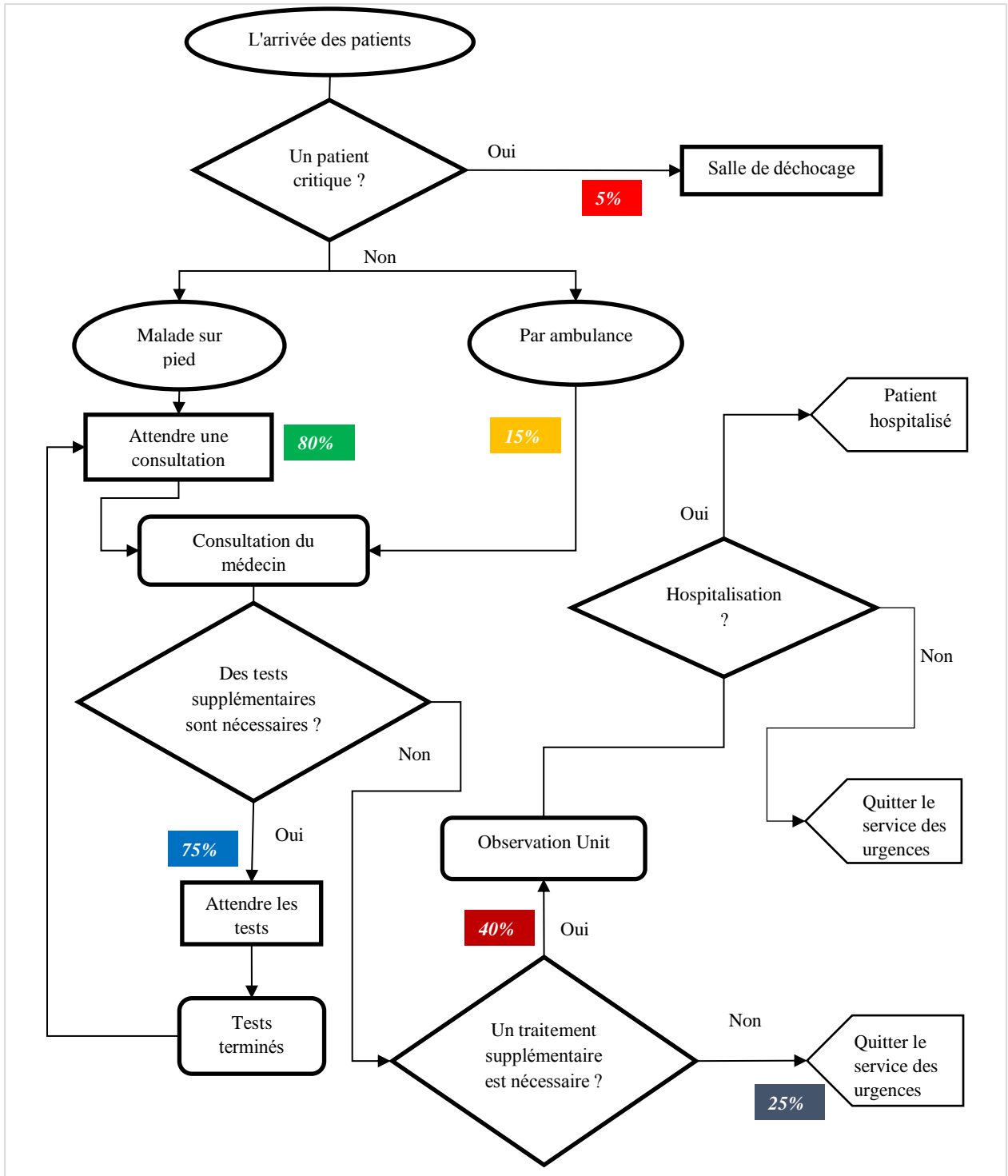


Figure III-3 Processus détaillé de flux de patients dans le service des urgences Lakhdar Bouzidi

La Figure III-3 présente le processus détaillé de flux de patients dans le service des urgences Lakhdar Bouzidi.

III.4 Conception de notre modèle de simulation

En raison de la forte demande des services et les pressions du travail au sein du service des urgences, les registres des patients manquent souvent la précision et la cohérence. Pour cela, avant d'utiliser ces données brutes dans notre étude de simulation, des techniques d'exploration de données sont nécessaires pour extraire les ensembles de données fiables. La Figure III-4 illustre les différentes étapes de conceptualisation de notre modèle.

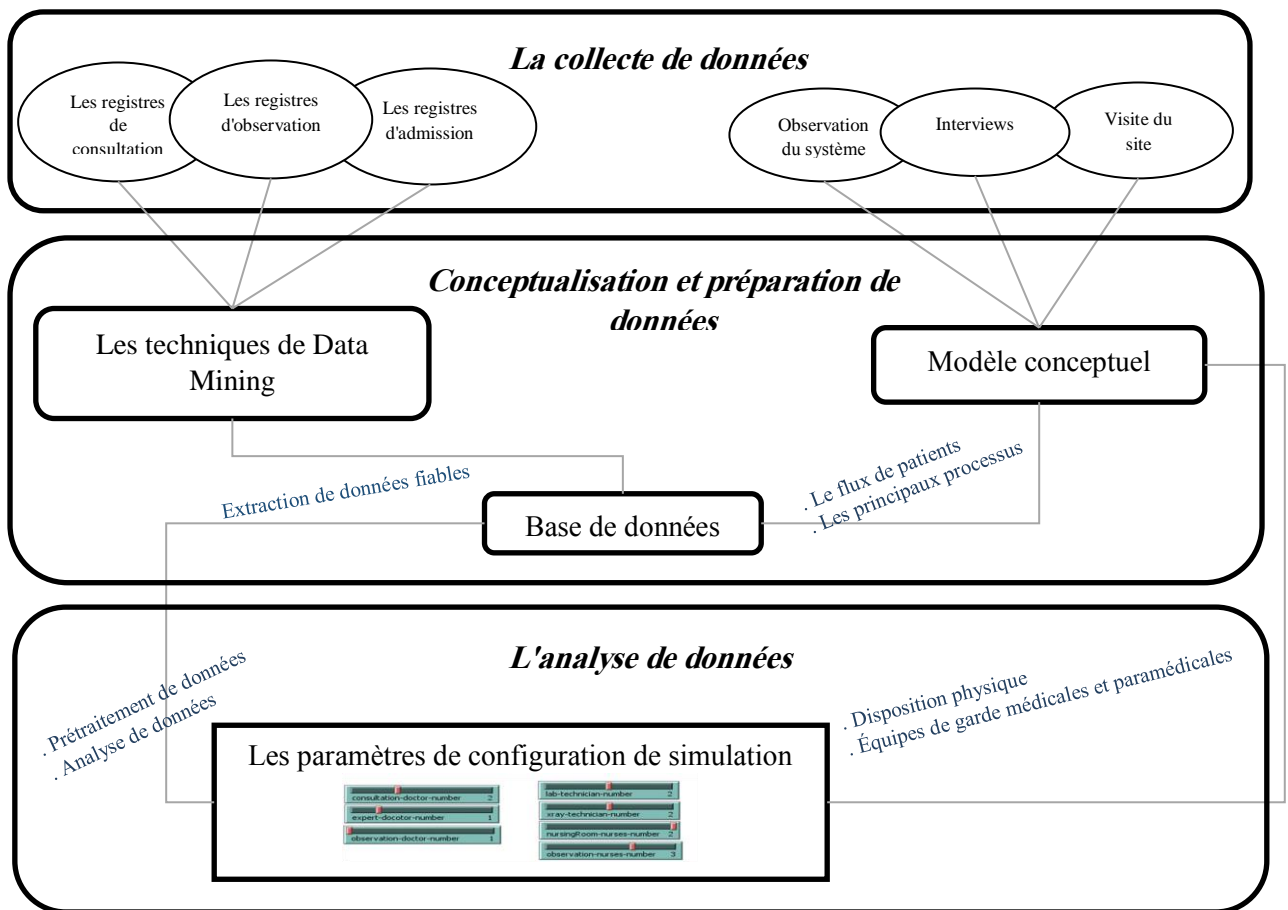


Figure III-4 Différentes étapes de conceptualisation de notre modèle

Le flux de patients et les principaux processus sont intégrés dans notre base de données ainsi que les données extraites à partir des registres des patients pour être prétraitées en utilisant les étapes de prétraitement de données du processus de découverte de connaissances. Afin d'obtenir les meilleurs paramètres de configuration de notre simulation et de développer un

Un système d'aide à la décision pour le fonctionnement du service des urgences médico-chirurgicales « Hôpital Lakhdar Bouzidi »

modèle robuste, avec un haut niveau de détails et similaire au système réel, une analyse approfondie des données prétraitées est nécessaire pour découvrir des motifs valables et utiles.

III.4.1 L'analyse des entrées de la simulation

Afin d'évaluer l'impact de la qualité des entrées de la simulation sur la qualité des résultats et la qualité de l'étude en général, une autre copie de notre base de données a été générée :

- Les méthodes de prétraitement du Data Mining sont appliquées sur le premier ensemble de données avant de l'utiliser dans notre modèle de simulation.
- Le deuxième ensemble représente les données brutes comme il est illustré dans la Figure III-5.

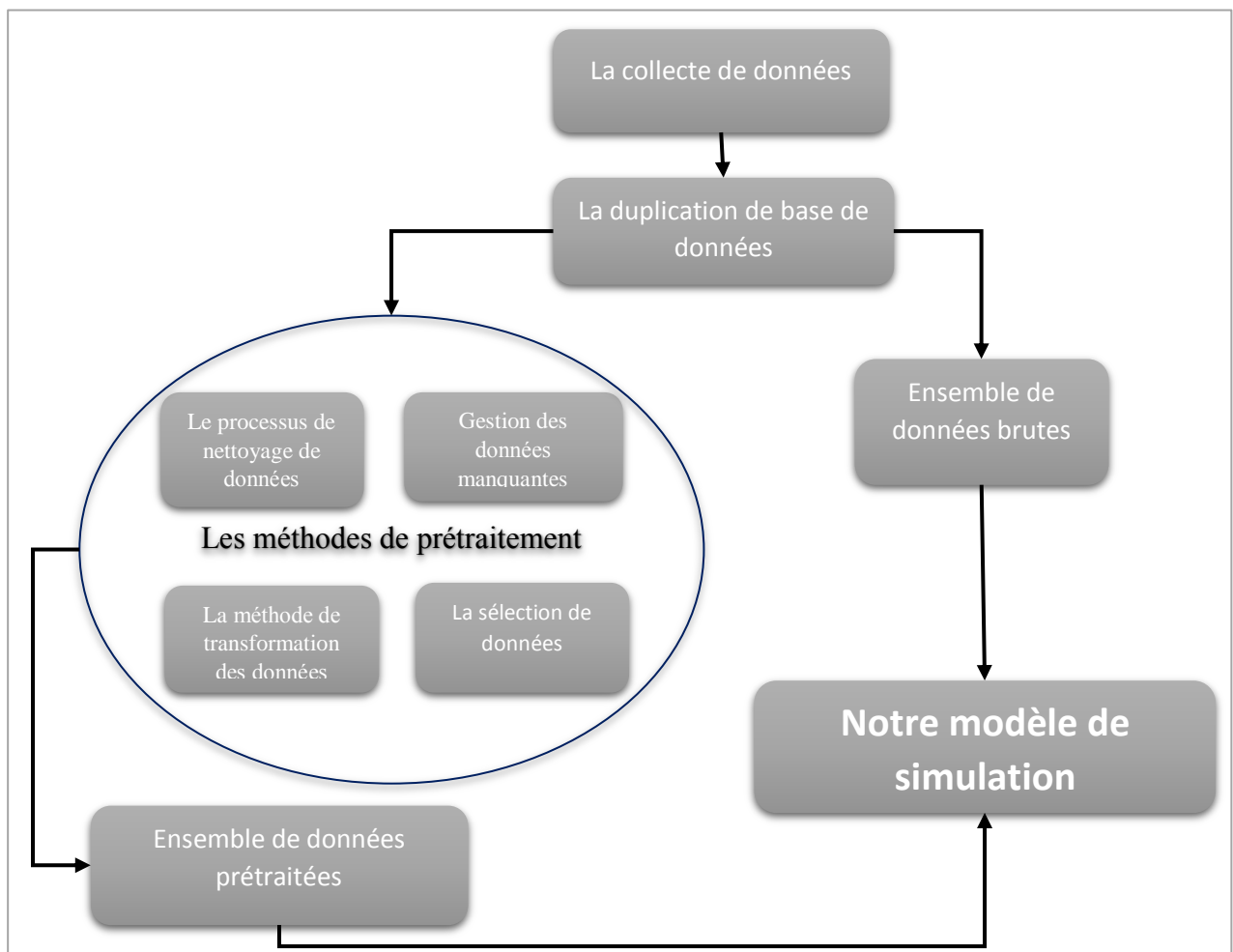


Figure III-5 Préparation de données de simulation

Un système d'aide à la décision pour le fonctionnement du service des urgences médico-chirurgicales « Hôpital Lakhdar Bouzidi »

III.4.1.1 Prétraitement des données

Les données du service des urgences sont souvent très sensibles d'être inexactes, corrompues, incomplètes, incohérentes, bruyantes, etc. Afin d'améliorer la qualité de nos entrées et, par conséquent de nos résultats de simulation, la phase de prétraitement des données brutes est nécessaire.

Tout d'abord le processus de nettoyage des données est appliqué pour éliminer les erreurs, les valeurs aberrantes et les anomalies et pour supprimer les données dupliquées. Une gestion des données manquantes qui garantit le traitement des informations manquantes sans perdre la force des données originales est créée. Où, les valeurs manquantes ont été obtenues en fonction des informations des autres patients qui ont été présents dans les urgences dans le même temps durant les dix jours précédents. Après cela, la méthode de transformation est réalisée afin d'obtenir la forme de données appropriée.

Enfin, avant d'exécuter le modèle de simulation, les données non utiles telles que les renseignements personnels des patients sont éliminés, où les ensembles de données cibles et les informations pertinentes sont sélectionnés, comme il est présenté dans la Figure III-6.

The figure shows two screenshots of an Excel spreadsheet illustrating data preprocessing. The left screenshot shows the original data with several cells circled in red, indicating errors or anomalies. The right screenshot shows the cleaned data with those cells removed.

Date	N°	Nom/Pre	Sexe	Age	Temps Arriv	Gravité	Temps Sortie
4/5/2013	995	bendjoual mohamed	H	75	18h.30 min	2	19h.30 min
4/5/2013	996	segnie haoussa	H	1947	18h.30 min	3	00h.30 min
4/5/2013	997	gmmissou messouda	H		18h.30 min	2	21h.30 min
4/5/2013	998	benzid fatiha	F	76	18h.30 min	1	18h.45 min
4/5/2013	999	naidji fatiha	F	1943	18h.32 min	2	19h.55 min
4/5/2013	1000	bourahla bachir	F		18h.33 min	1	18h.59 min
4/5/2013	1001	saifi salima	F	1983	18h.33 min	2	20 h.13 min
4/5/2013	1002	abbes messoud	H	1958		2	23 h.44 min
4/5/2013	1003	benyehya hamza	F	1957	18h.35 min	2	20 h.30 min
4/5/2013	1004	addala hayet	F	1994	18h.37 min	2	20 h.00 min
4/5/2013	1005	saadoui ahmed	H	1822	18h.37 min	1	18 h.50 min
4/5/2013	1006	kehali malika	H	1967	18h.37 min	1	
4/5/2013	1007	hamr el aine djamel	M			2	25 h.30 min
4/5/2013	1008	maouche zahia	F	1952		2	19 h.30 min
4/5/2013	1009	ayadi dalila	F	1971	18h.38 min	2	21 h.30 min
4/5/2013	1010	belkhadher farida	F		18h.38 min	2	21 h.40 min
4/5/2013	1011	bendjedou noura	F	45	18h.40 min	2	
4/5/2013	1012	belfar youcef	F		18h.40 min	1	19 h.30 min
4/5/2013	1013	ouazine zitouna	F		18h.40 min	2	22 h.00 min
4/5/2013	1014	benmakhlouf messoud	F	43	18h.41 min	2	22 h.00 min
4/5/2013	1015	mahdi nouara	F	1976	18h.42 min	3	23 h.30 min
4/5/2013	1016	...	F		18h.43 min	2	18 h.40 min

Figure III-6 Prétraitement des données

Un système d'aide à la décision pour le fonctionnement du service des urgences médico-chirurgicales « Hôpital Lakhdar Bouzidi »

III.4.2 Conception et modélisation des agents de la simulation

Basant sur les entretiens avec le personnel médical et paramédical, la visite du site et l'observation attentive du système, un modèle conceptuel détaillé est construit, où les différentes actions et les changements de comportement des agents sont modélisés en utilisant les machines d'état (les automates finis).

III.4.2.1 La modélisation des médecins

Différents types de médecins en fonction de leurs comportements et leurs activités dans le service des urgences sont mis en œuvre dans notre simulation : les médecins de consultations, les médecins d'observation et les médecins spécialistes.

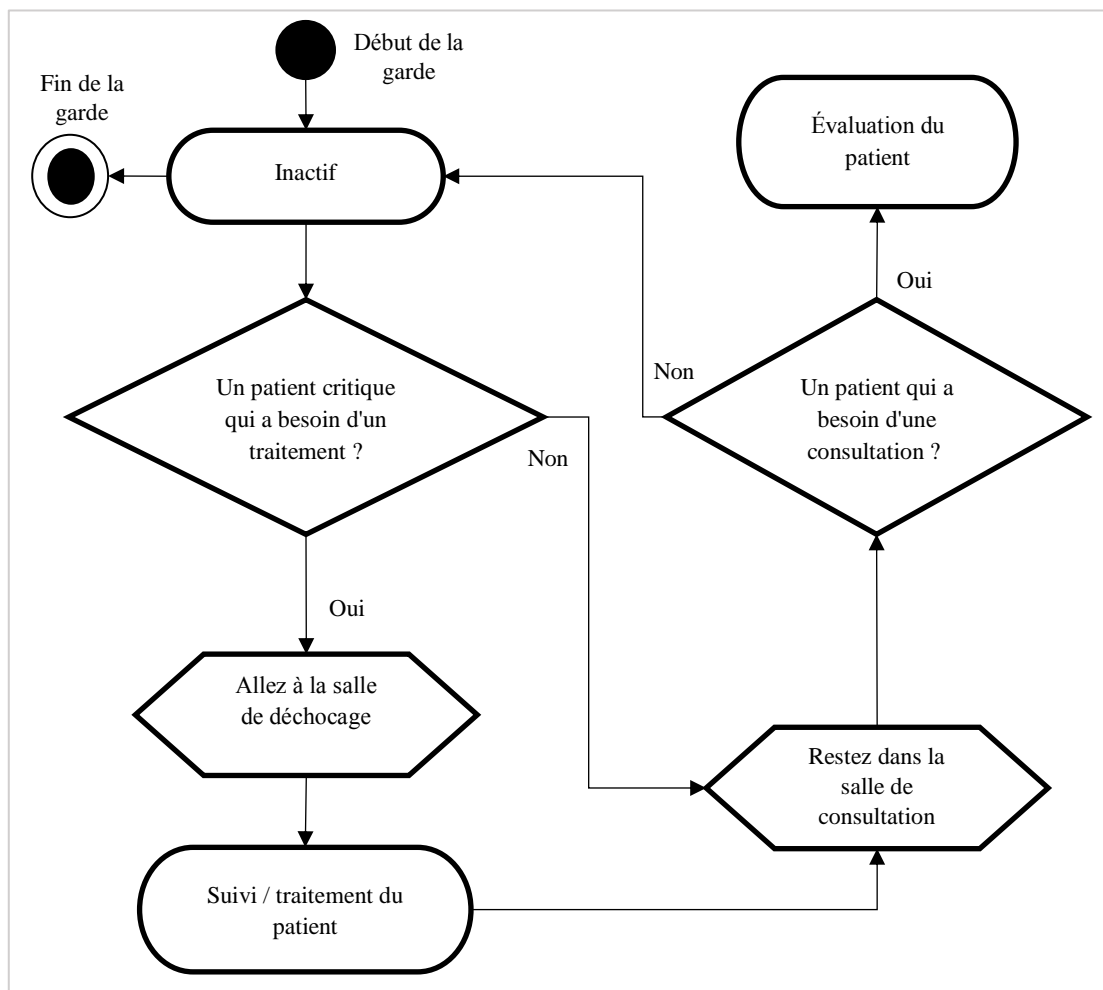


Figure III-7 Comportement et les activités du médecin de consultation

Un système d'aide à la décision pour le fonctionnement du service des urgences médico-chirurgicales « Hôpital Lakhdar Bouzidi »

- ✓ **Le médecin de consultation** : il est installé initialement dans la salle de consultation pour recevoir les patients qui ont besoin d'un diagnostic et d'une évaluation. Le médecin de consultation peut quitter son bureau à la salle de réanimation (déchocage) s'il y a un patient qui a besoin d'un suivi et il n'y a pas d'autre médecin qui contrôle son état médical comme il est présenté dans la Figure III-7.

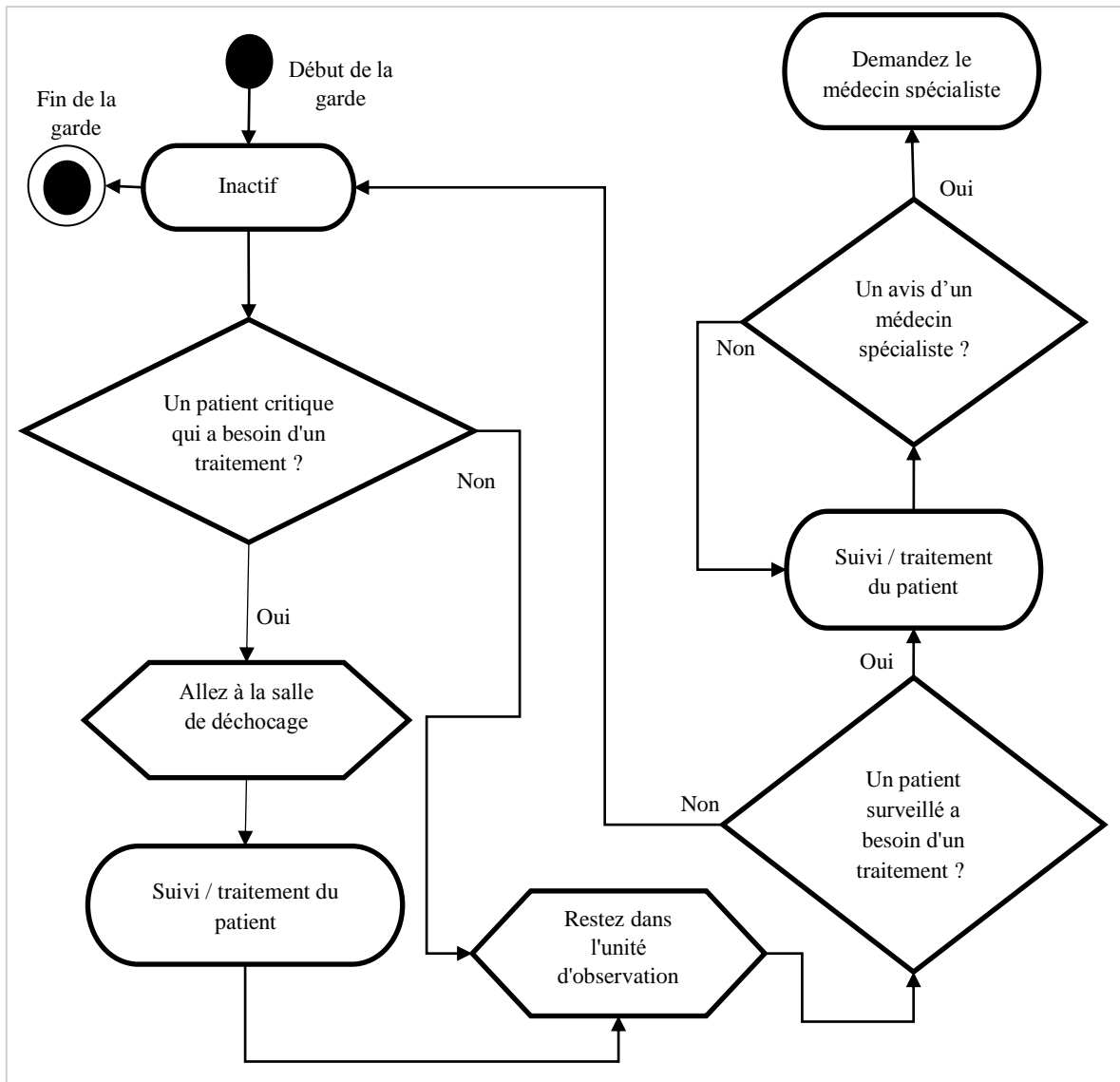


Figure III-8 Comportement et les activités du médecin d'observation

- ✓ **Le médecin d'observation** : il est installé initialement dans l'unité d'observation pour surveiller et soigner les patients graves et déjà évalués par le médecin de consultation. Si l'état du patient a besoin d'un avis spécialisé, le médecin d'observation demande l'avis

Un système d'aide à la décision pour le fonctionnement du service des urgences médico-chirurgicales « Hôpital Lakhdar Bouzidi »

d'un médecin spécialiste. La Figure III-8 présente le comportement et les activités du médecin d'observation dans le service des urgences.

- ✓ *Le médecin spécialiste* : il n'est pas un médecin des urgences, son travail est fondamentalement dans son service hospitalier approprié. Le médecin spécialiste est demandé si son avis spécialisé est nécessaire, surtout lorsque la situation du malade est critique. Dans ce cas, c'est lui qui décide si la situation du malade nécessite une hospitalisation ou bien un traitement ambulatoire seulement comme il est présenté dans la Figure III-9.

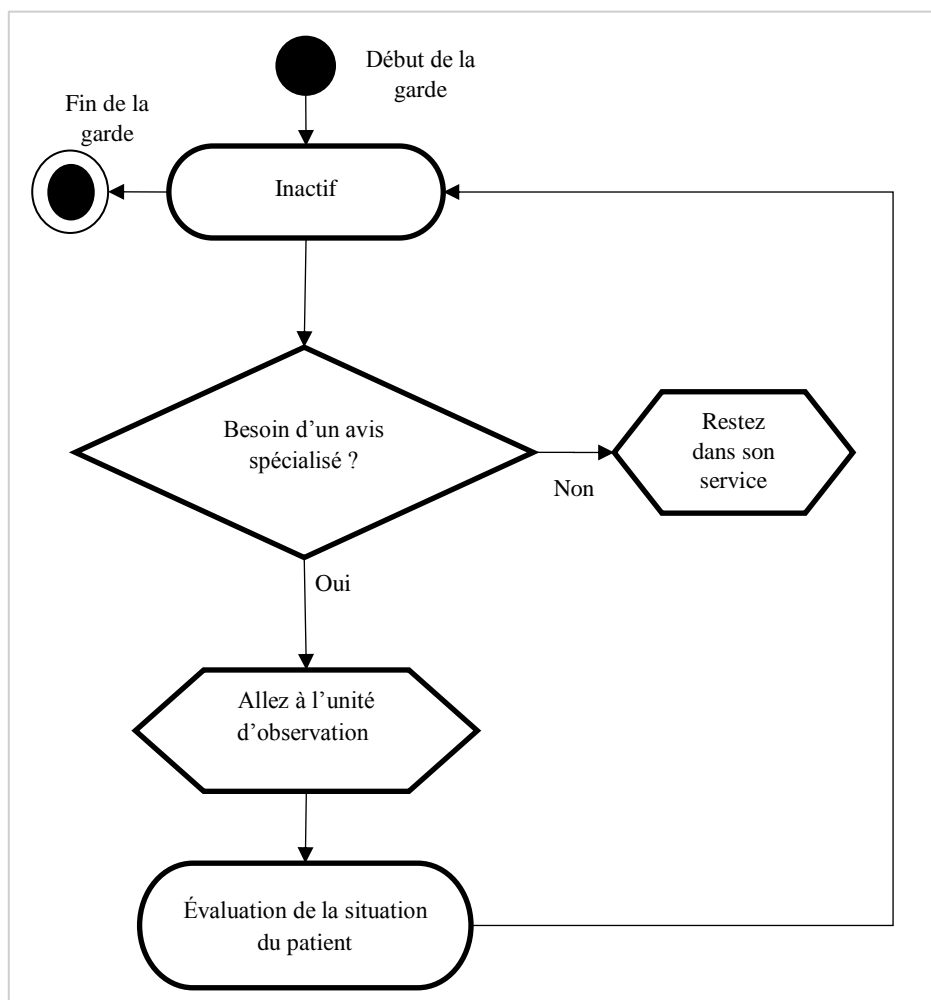


Figure III-9 Comportement et les activités du médecin spécialiste dans les urgences

Un système d'aide à la décision pour le fonctionnement du service des urgences médico-chirurgicales « Hôpital Lakhdar Bouzidi »

III.4.2.2 La modélisations du personnel paramédical

Le personnel paramédical est divisé en deux catégories : les infirmiers sont installés dans l'unité d'observation et la salle des soins infirmiers et les techniciens sont installés dans le laboratoire et la salle des rayons X. Dans notre modèle en tant que systèmes réels, les changements de comportement des infirmières, ainsi que les techniciens, sont variés entre deux états principaux comme il est illustré dans la Figure III-10 :

- Fournir un service de soins
- Être inactif.

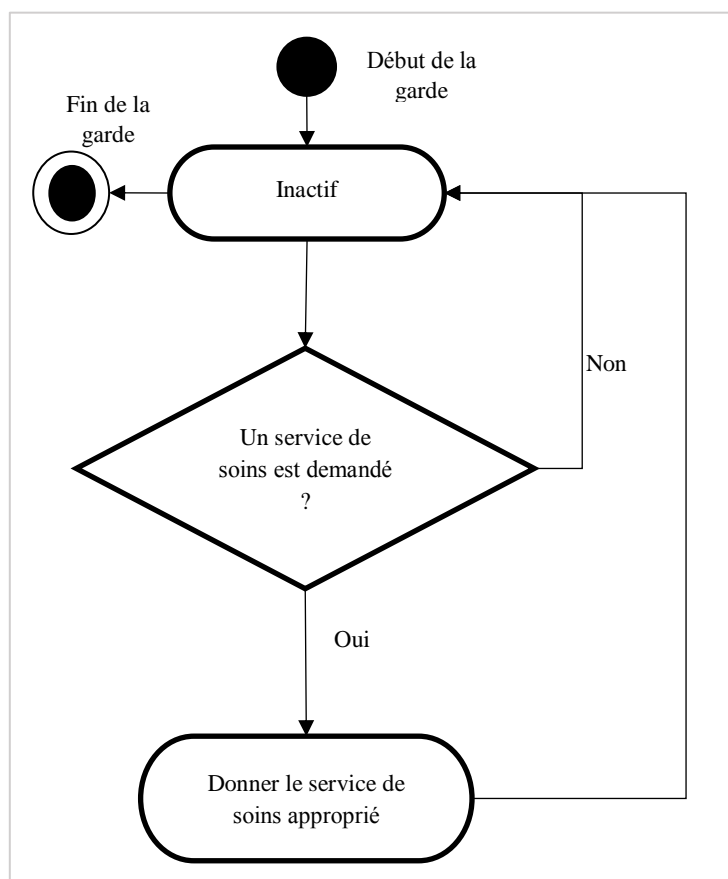


Figure III-10 Comportement et les activités des infirmiers/ techniciens

III.4.2.2 La modélisation des patients

Selon l'état et les symptômes du patient, trois niveaux d'acuité des patients sont présentés dans notre simulation : acuité faible (les patients non urgents), acuité moyenne (les

Un système d'aide à la décision pour le fonctionnement du service des urgences médico-chirurgicales « Hôpital Lakhdar Bouzidi »

patients urgents) et haute gravité (les patients critiques) comme il est illustré dans Figure III-11.

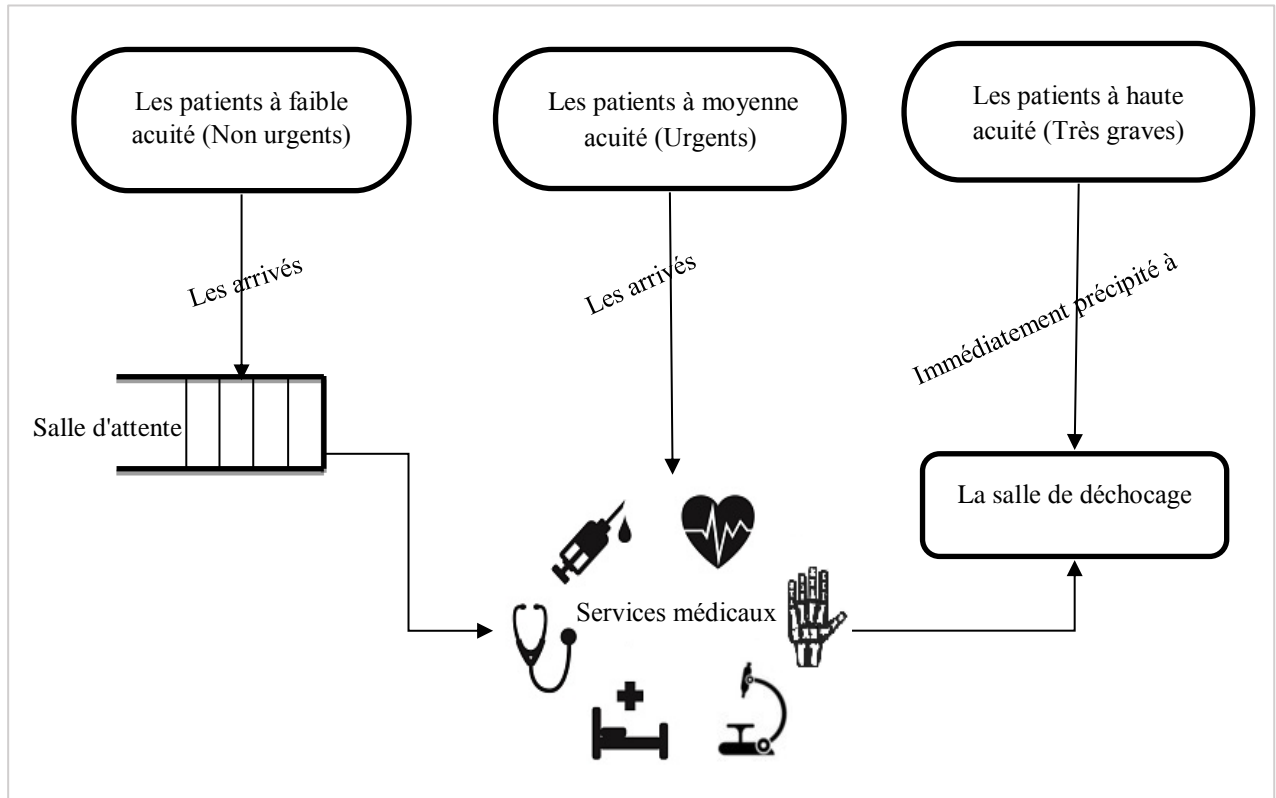


Figure III-11 Niveaux d'acuité des patients

Les patients non urgents qui arrivent au service des urgences peuvent attendre dans une ou plusieurs files d'attente pour avoir des services médicaux, comme la consultation du médecin, les analyses du laboratoire, les soins infirmiers, les radiographies, ou même d'avoir un traitement dans l'unité d'observation.

Pour assurer le fonctionnement des files d'attente telle qu'elle est en réalité un système de file d'attente basée sur la méthode de file d'attente FIFO est mis en place et intégré au simulateur.

Le premier patient non urgent qui arrive au service des urgences est typiquement le premier vu et diagnostiqué par le médecin de consultation, à titre exceptionnel, les patients urgents qui sont arrivés par ambulance ou par leurs propres moyens, seront transportés directement dans la salle de consultation pour être vus rapidement. Les patients à haute acuité

Un système d'aide à la décision pour le fonctionnement du service des urgences médico-chirurgicales « Hôpital Lakhdar Bouzidi »

sont immédiatement précipités à la salle de déchocage pour être traités et surveillés par le médecin de l'observation ou le médecin de consultation.

III.4 Développement et implémentation de notre modèle de simulation

Un modèle de simulation semblable au système réel est construit. Le modèle développé contient tous les détails du système actuel, y compris la disposition physique, le flux de patients, les procédures de traitement, les ressources du service (médecins, infirmiers, techniciens, lits ... etc.), et les différentes équipes de travail (médicales / paramédicales).

Le modèle a été mis en œuvre à l'aide de l'environnement de modélisation programmable multi-agents **Netlogo**, qui est une plate-forme bien adaptée pour la modélisation et le développement des systèmes complexes composés de centaines ou des milliers d'agents opérants et agissants en parallèle et indépendamment. Ainsi, il peut être possible d'explorer le lien entre le comportement micro-niveau des individus et les modèles macro-niveau qui émergent de leurs interactions.

Notre modèle comprend les cinq zones principales du service des urgences Lakhdar Bouzidi comme les montre la Figure III-12 : la zone d'attente, la zone de consultation et diagnostic, la zone d'observation et de surveillance, la salle de déchocage et de la zone des analyses médicales (qui comprend le laboratoire et la salle de radiographie) et la salle de soins infirmiers.

Dans le but de modéliser un environnement dynamique tel que le service des urgences avec les interactions humaines complètes, deux types d'agents sont mis en œuvre :

- Les agents cognitifs avec la capacité de penser et de raisonner pour représenter les patients, les médecins, les infirmières et les techniciens.
- Les agents réactifs pour représenter les chaises et des lits (disponible / occupé).

Un système d'aide à la décision pour le fonctionnement du service des urgences médico-chirurgicales « Hôpital Lakhdar Bouzidi »

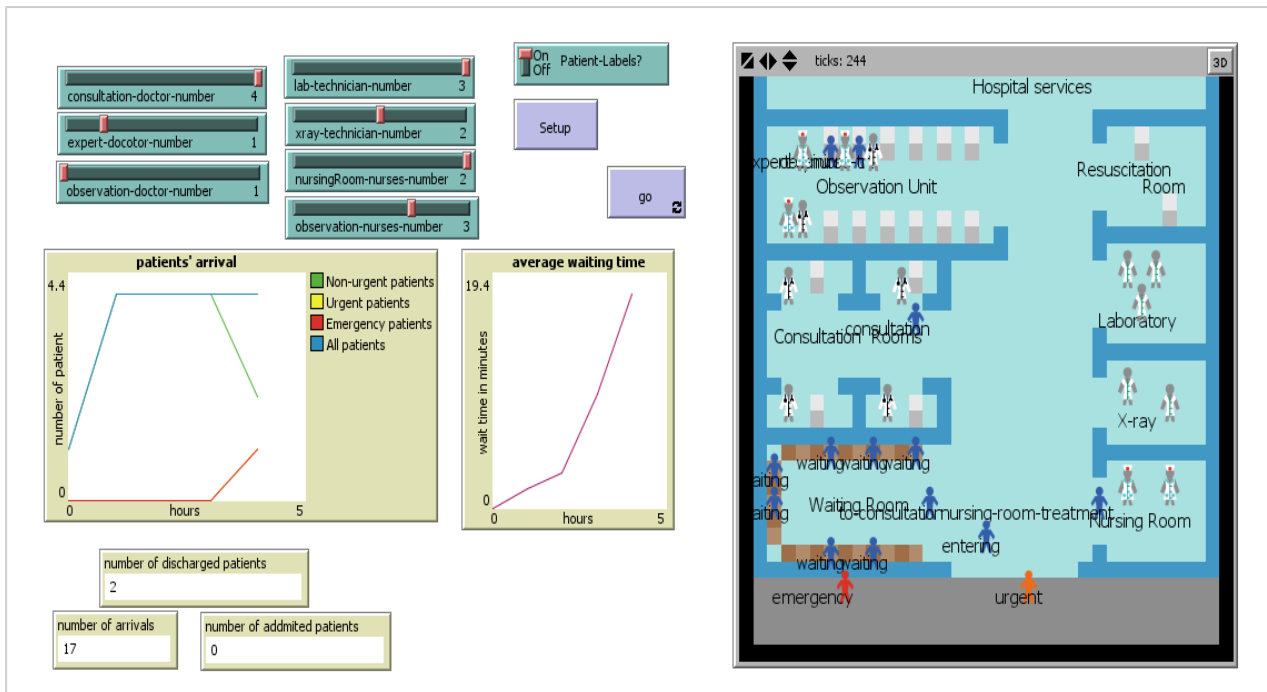


Figure III-12 Présentation de notre système de simulation

III.5. Vérification et validation du modèle

Pour assurer la crédibilité de notre modèle et augmenter la précision des résultats de la simulation, la vérification et la validation de toutes les phases de conceptualisation et de développement du modèle de simulation ont été effectués.

Suite à la recommandation de Sargent (Sargent, 2005), après chaque phase de développement, le personnel du service d'urgence a été participé pour vérifier et examiner le modèle, afin d'assurer qu'il se comporte correctement comme prévu.

Le comportement opérationnel du modèle a été affiché graphiquement en utilisant l'animation, afin de suivre les changements des différentes parties et les activités du système, ainsi que le mouvement des patients et du personnel médical et paramédical et leurs interactions.

Diverses techniques ont été appliquées pour valider les résultats de notre modèle de simulation : la validité apparente, la validation par les données historiques et la comparaison du modèle.

Un système d'aide à la décision pour le fonctionnement du service des urgences médico-chirurgicales « Hôpital Lakhdar Bouzidi »

- **La validité apparente** : elle est effectuée par des interviews avec les médecins et les infirmiers qui ont été fortement participé à toutes les étapes de développement et d'avancement du projet, afin de valider et de déterminer si le modèle se comporte comme le système réel ou non.
- **La validation par les données historiques** : la seconde approche qui a été suivie est la validation par les données historiques où notre base de données a été divisée en deux parties, la première partie est utilisée pour construire le modèle et le reste des données est utilisé pour tester et valider objectivement la performance du modèle, en le comparant avec les données d'entrée utilisées pour initialiser et démarrer le processus de simulation.
- **La comparaison du modèle** : la comparaison des résultats du modèle de simulation avec les sorties du système réel est un point crucial pour prouver la validité du modèle. Sous une configuration des paramètres identique du système réel, la simulation a été exécuté plusieurs fois où chaque exécution représente 24 heures d'activité. Trois indicateurs clés de performance ont été utilisées pour mesurer la performance de notre système : le nombre des patients arrivant au service des urgences, la durée moyenne de séjour des malades libérés et admis et le temps d'attente moyen. Les résultats simulés sont comparés avec les données observées, telles que présentées dans Figure III-13, Figure III-14 et Figure III-15 (Saad Saoud, Boubetra, & Attia, 2016)

Un système d'aide à la décision pour le fonctionnement du service des urgences médico-chirurgicales « Hôpital Lakhdar Bouzidi »

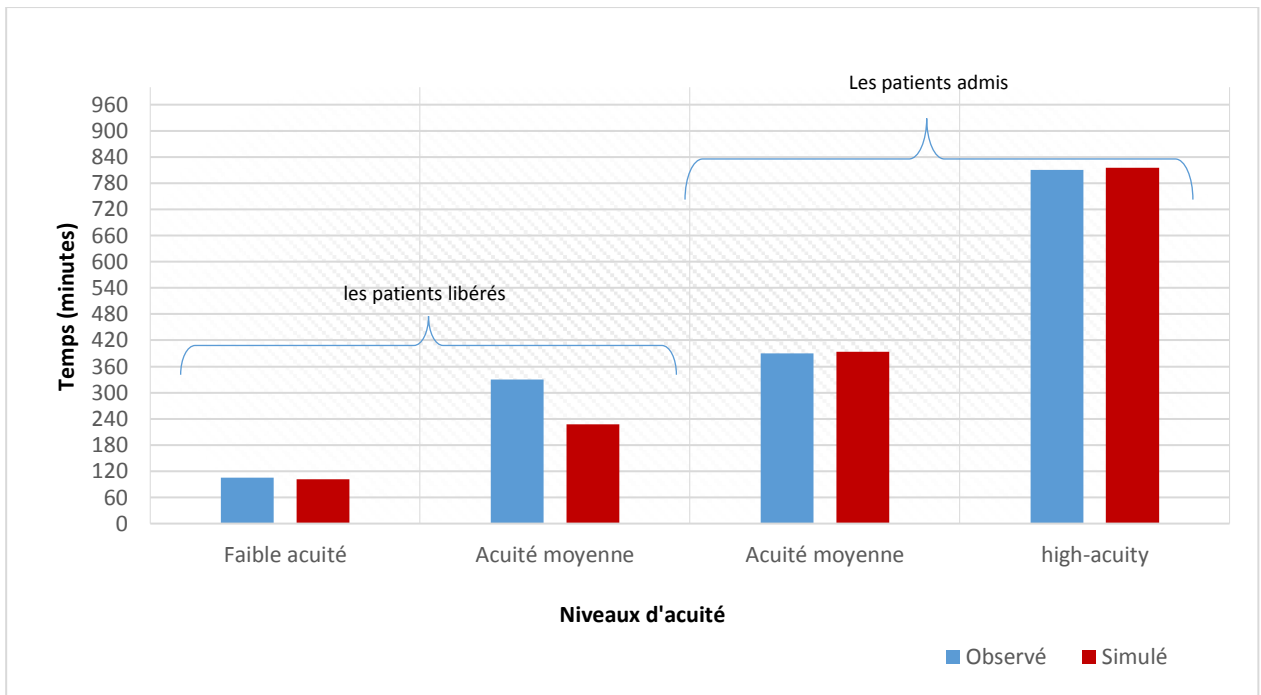


Figure III-13 Validation des résultats de simulation de la durée moyenne de séjour

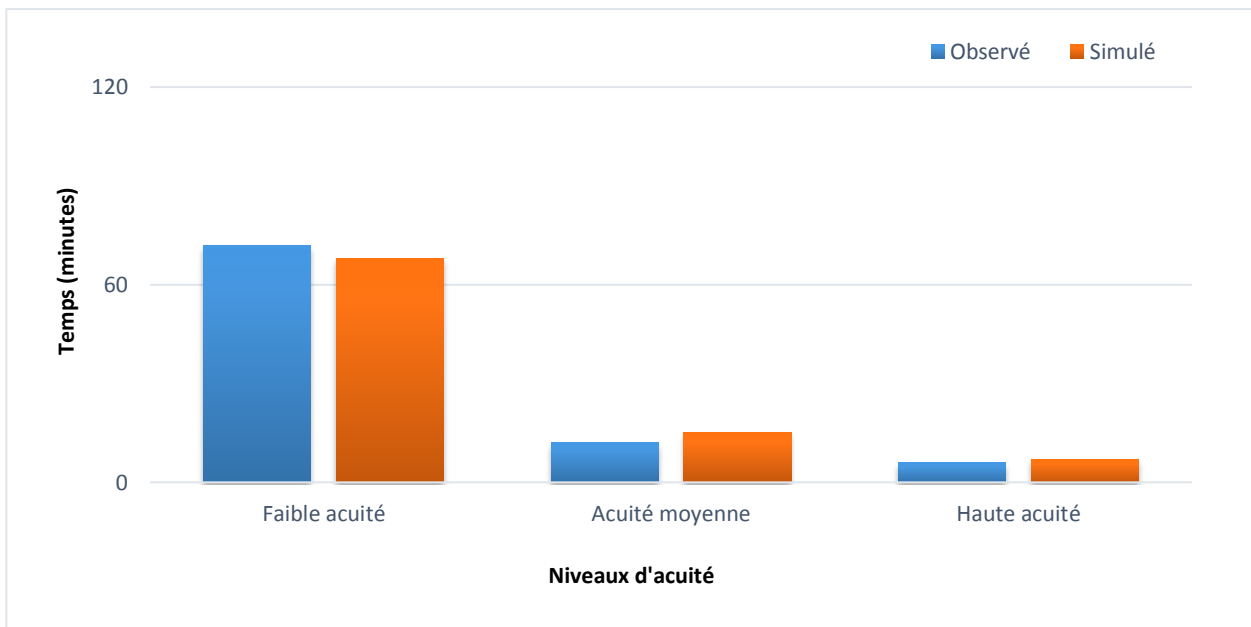


Figure III-14 Validation des résultats de simulation du temps d'attente moyen

Un système d'aide à la décision pour le fonctionnement du service des urgences médico-chirurgicales « Hôpital Lakhdar Bouzidi »

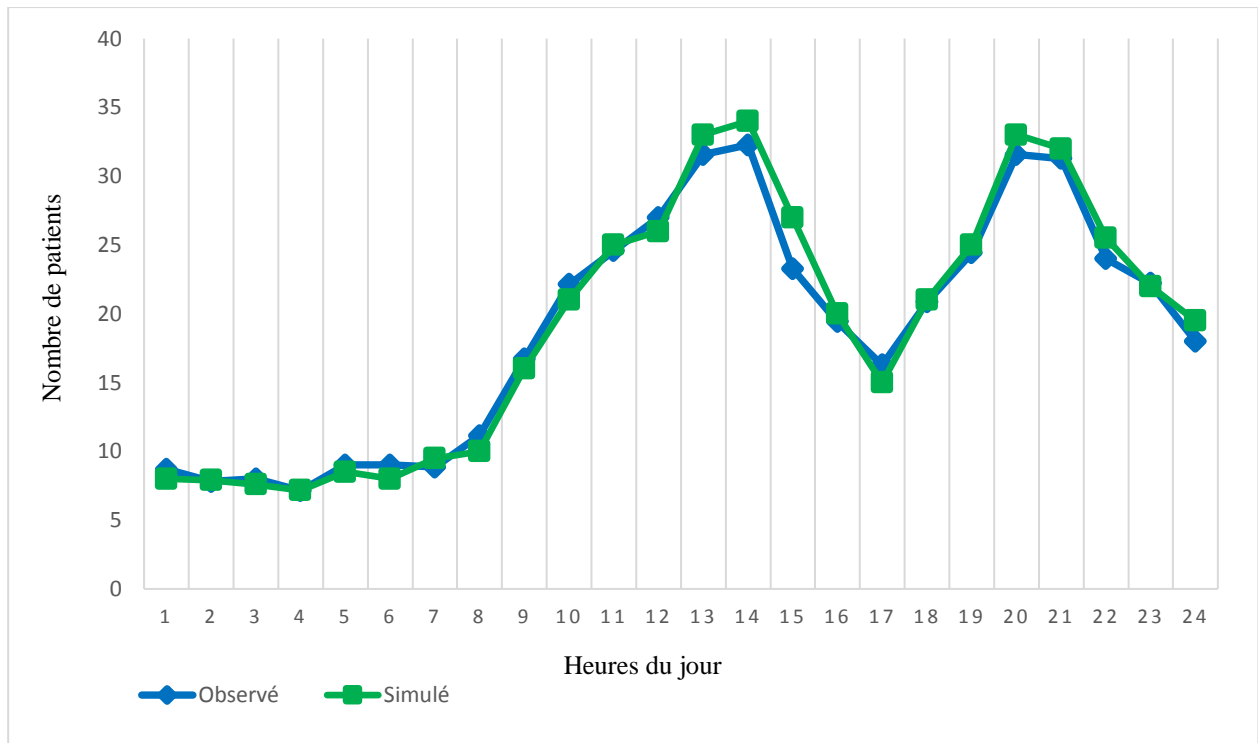


Figure III-15 Validation des taux d'arrivée des patients

III.6 Conclusion

Dans ce chapitre, après avoir présenté le service des urgences Lakhdar Bouzidi, le personnel médical et paramédical et le flux de patients, nous avons exposé les différentes étapes pour construire notre système, tel que la collecte de données, l'analyse des entrées de la simulation et la conception et la modélisation des agents. Nous avons développé, dans un deuxième temps le système de simulation en utilisant l'environnement de modélisation programmable multi-agents Netlogo. Le modèle implémenté a ensuite été vérifié et validé.

Dans le dernier chapitre, nous allons montrer, analyser et discuter les résultats obtenus par le système décisionnel présenté dans ce chapitre.

Chapitre **IV**
Expérimentations & résultats

Sommaire

IV.1 Introduction.....	67
IV.2 L'impact de la qualité des entrées de la simulation	68
IV.2.1 Indicateurs clés de performance	68
IV.2.2 Résultats de simulation avec l'ensemble de données brutes.....	68
IV.2.2 Résultats de simulation avec l'ensemble de données prétraitées	71
IV.3 Amélioration de la performance du système	76
IV.3.1 Les scénarios proposés	76
IV.3.2 Modèle d'extraction de connaissances	77
IV.3.3 Les scénarios correctifs	79
IV.3.4 Une étude comparative.....	80
IV.4 Conclusion	83

IV.1 Introduction

Dans le chapitre précédent, nous avons proposé un système de simulation basé sur les agents pour le fonctionnement du service des urgences médico-chirurgicales de l'hôpital public de la wilaya de Bordj Bou Arreridj. Ce chapitre présente et discute les résultats du système proposé.

Dans le but de démontrer l'impact des méthodes de prétraitement sur la précision des résultats de la simulation, nous présentons une étude comparative des sorties du modèle développé en utilisant deux ensembles de données (prétraitées et non traitées). Ensuite, nous illustrons les différentes étapes du modèle d'extraction de connaissances temporelles. Dans la dernière partie de ce chapitre, les résultats des scénarios proposés et une étude comparative de ces résultats seront présentés.

IV.2 L'impact de la qualité des entrées de la simulation

Comme il est présenté dans le chapitre précédent, deux ensembles de données similaires ont été créés : un ensemble de données prétraité et un ensemble de données brutes ou non traitées. Sous les paramètres de configuration similaires du système réel, notre modèle de simulation a été initialisé et exécuté plusieurs fois en utilisant deux ensembles de données.

IV.2.1 Indicateurs clés de performance

Afin d'évaluer la performance de notre système, les résultats de simulation sont comparés avec les données du système réel. Par conséquent, trois indicateurs clés de performance ont été utilisées :

- ✓ **Utilisation des ressources (%)** : l'objectif est d'utiliser efficacement les ressources de manière à maximiser la satisfaction des patients.
- ✓ **Temps d'attente moyen** : le temps que le patient passe au service d'urgence en attendant de recevoir un traitement.
- ✓ **Durée moyenne de séjour des malades libérés et admis** : la durée totale du temps que le patient passe au service d'urgence depuis son arrivée jusqu'à sa sortie ou son admission.

IV.2.2 Résultats de simulation avec l'ensemble de données brutes

Dans le but d'évaluer l'influence du prétraitement des entrées sur la qualité des résultats de la simulation, notre système de simulation a été exécuté en utilisant les deux ensembles de données des entrées (traité / non traité). Dans la première partie, la simulation a été exécutée avec l'ensemble de données brutes (données non prétraités). Après cela, une comparaison entre les résultats de simulation et les sorties du système réel en ce qui concerne les indicateurs de performance clés mentionnés ci-dessus est effectuée. Les résultats de comparaison sont présentés sur la Figure IV-1, la Figure IV-2 et la Figure IV-3; respectivement.

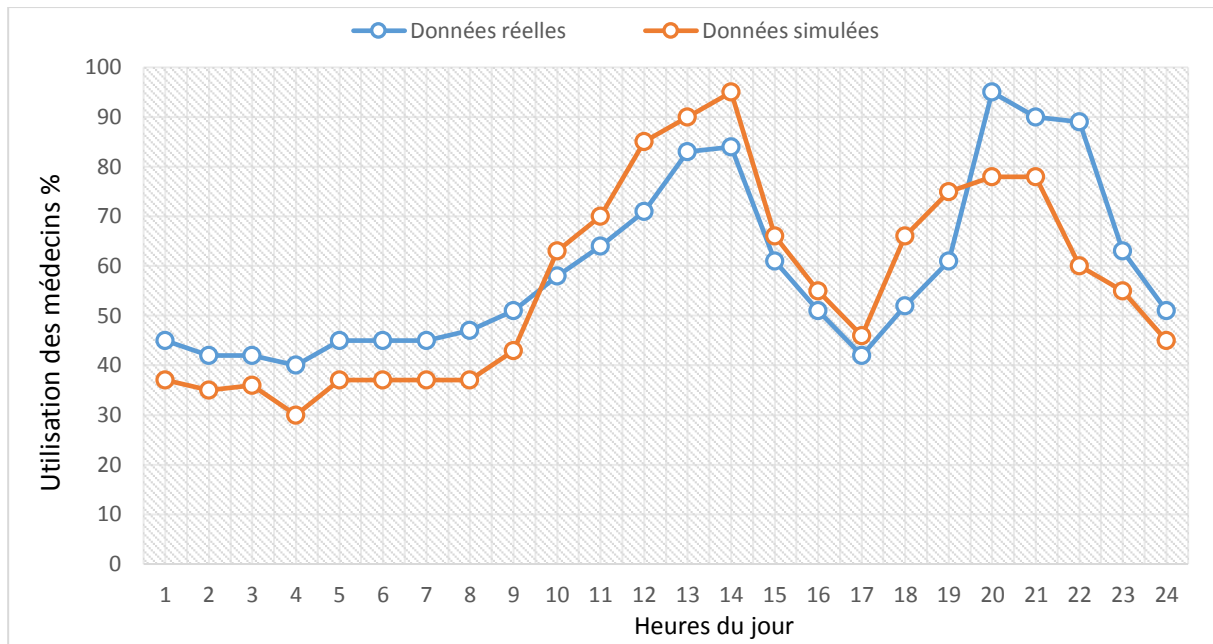


Figure IV-1 Résultats de simulation de l'utilisation des médecins

La Figure IV-1 montre les résultats simulés de l'utilisation des médecins au cours des 24 heures de la journée par rapport aux vraies données d'utilisation des médecins. Il est facilement remarqué que les résultats simulés sont variés entre de bons résultats (convergent aux données réelles) et de mauvais résultats (très divergent avec les vraies).

Réduire le temps d'attente moyen est l'un des principaux défis que les gestionnaires des services des urgences doivent faire face afin d'améliorer les performances des services des urgences et d'augmenter la qualité des soins et la satisfaction des patients. La Figure IV-2 illustre les résultats de simulation du temps d'attente moyen des patients en fonction de leurs niveaux d'acuité (faible acuité - moyenne acuité - haute acuité).

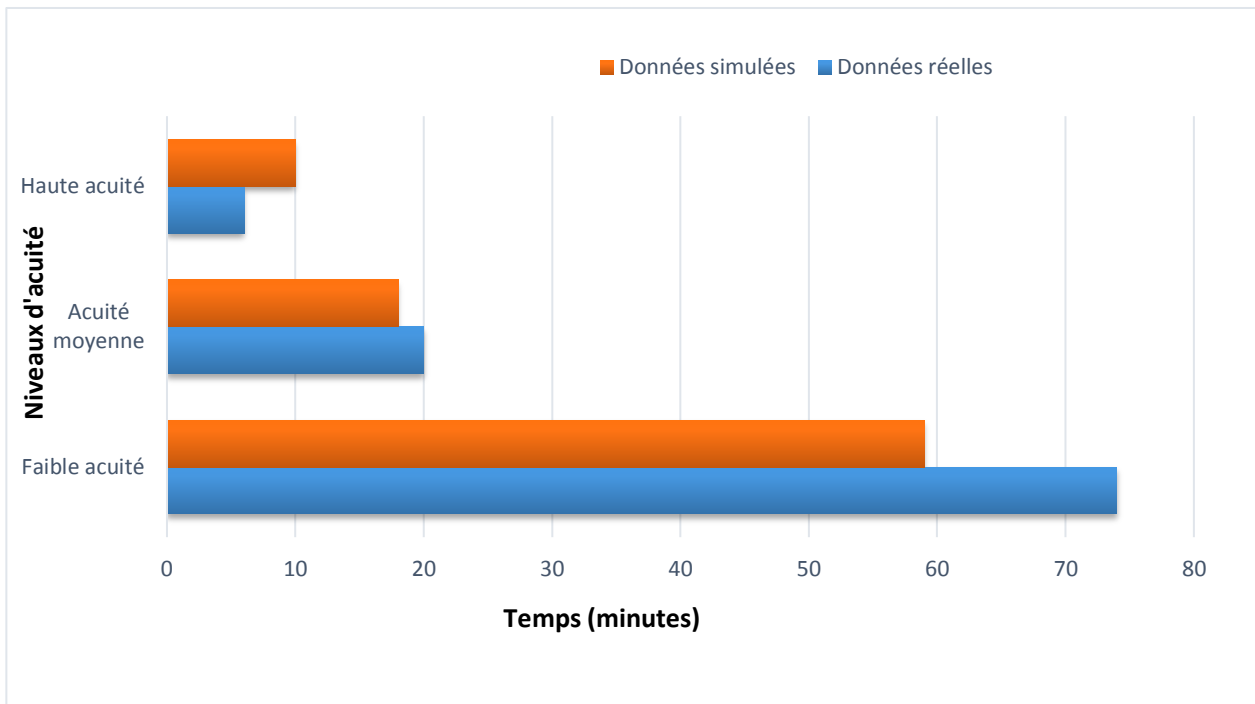


Figure IV-2 Résultats de la simulation du temps d'attente moyen

Selon la Figure IV-2, il est clairement observé que la simulation en utilisant les données non-prétraité nous a fourni un temps d'attente moyen acceptable pour les patients à moyenne acuité, alors que la qualité des résultats pour les patients critiques et les patients à faible acuité n'était pas vraiment bonne.

Le dernier indicateur de performance clé qui a été identifié dans notre méthodologie est la durée de séjour moyenne au service des urgences.

Selon les niveaux d'acuité des patients, deux sortes de séjour dans le service des urgences sont distingués ;

- **Une courte période de séjour** : pour les malades libérés (sortants) (les patients qui quittent le service des urgences car ils n'ont pas besoin d'une hospitalisation).

- **Une longue période de séjour** : pour les patients admis qui ont besoin d'une hospitalisation (patients hospitalisés qui restent au service des urgences afin d'obtenir des lits disponibles dans l'hôpital).

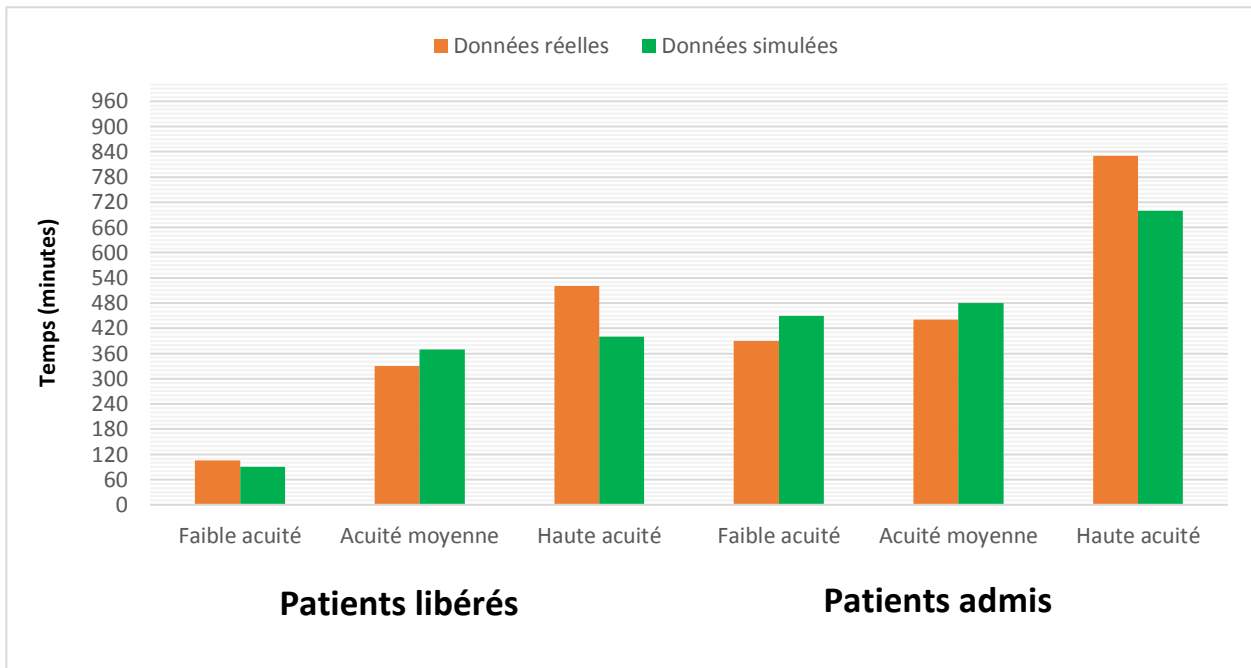


Figure IV-3 Résultats de la simulation de la durée moyenne de séjour dans le service des urgences

La Figure IV-3 montre les résultats simulés de la durée moyenne de séjour au service d'urgence pour les patients libérés et admis représentés avec leurs niveaux d'acuité. On remarque sans aucun doute que les résultats de la simulation ne sont pas ce que nous attendions avec impatience, car ils ne sont pas crédibles et relativement éloignée des sorties réelles.

IV.2.2 Résultats de simulation avec l'ensemble de données prétraitées

Dans cette étape de notre approche, l'ensemble de données prétraité est utilisé comme entrée du modèle de simulation afin de tester objectivement la performance de notre système et de démontrer l'impact des données prétraitées sur les résultats de la simulation.

Une comparaison des résultats obtenus (l'utilisation des médecins, le temps d'attente moyen et la durée de séjour moyenne) en utilisant l'ensemble de données prétraitées avec de vraies sorties et les résultats obtenus en utilisant l'ensemble de données brutes est effectuée. Les résultats de comparaison sont présentés sur la Figure IV-4, la Figure IV-5 et la Figure IV-6; respectivement.

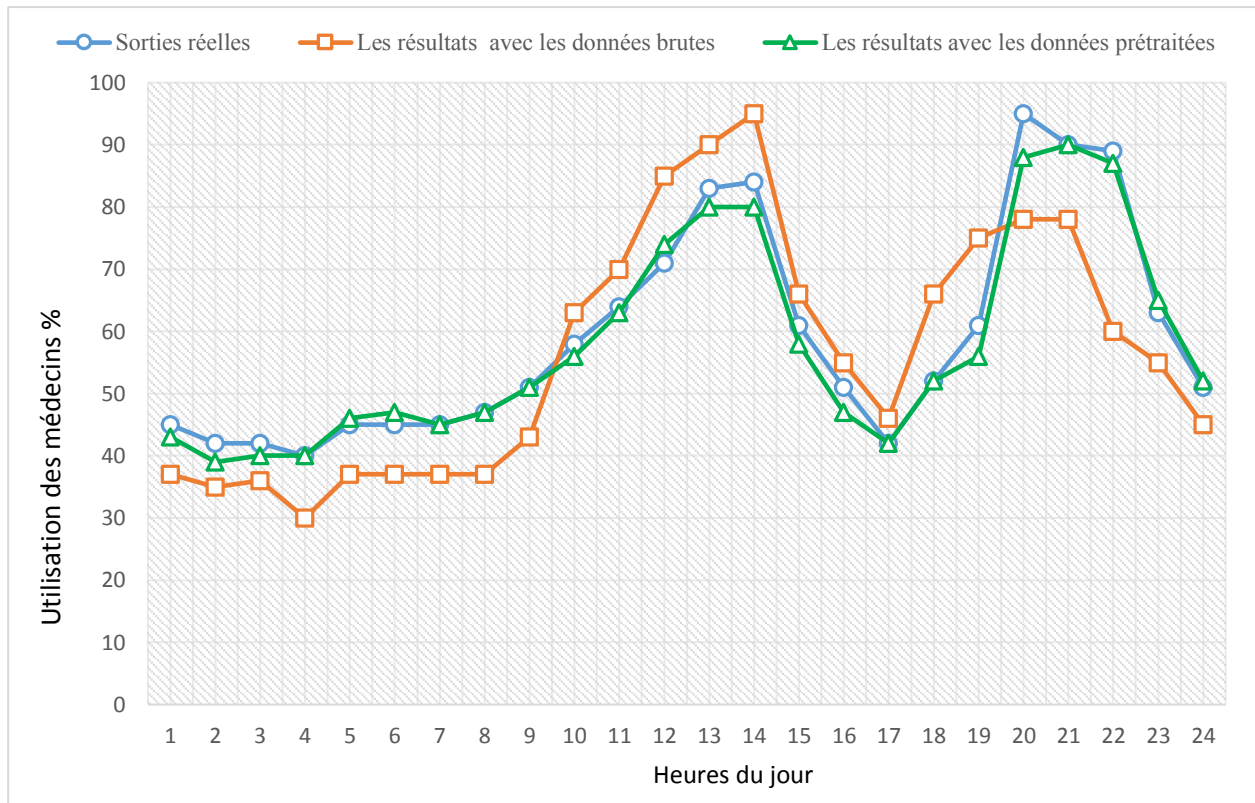


Figure IV-4 Comparaison des résultats de la simulation - Utilisation des médecins –

Figure IV-4 résume les résultats de la simulation (en utilisant l'ensemble de données brutes, ainsi que l'ensemble de données prétraités) de l'utilisation des médecins pendant 24 heures d'activité, comparés aux résultats de l'utilisation des médecins du système réel dans les mêmes heures d'activité.

Il est sans aucun doute remarqué qu'il y a une grande variation entre les résultats de l'utilisation des médecins quand nous avons commencé le modèle de simulation avec les données non-prétraités et les sorties réelles. Alors que, l'initialisation de notre modèle de

simulation avec l'ensemble de données prétraités nous a donné des résultats meilleurs et presque identiques aux sorties réelles du système.

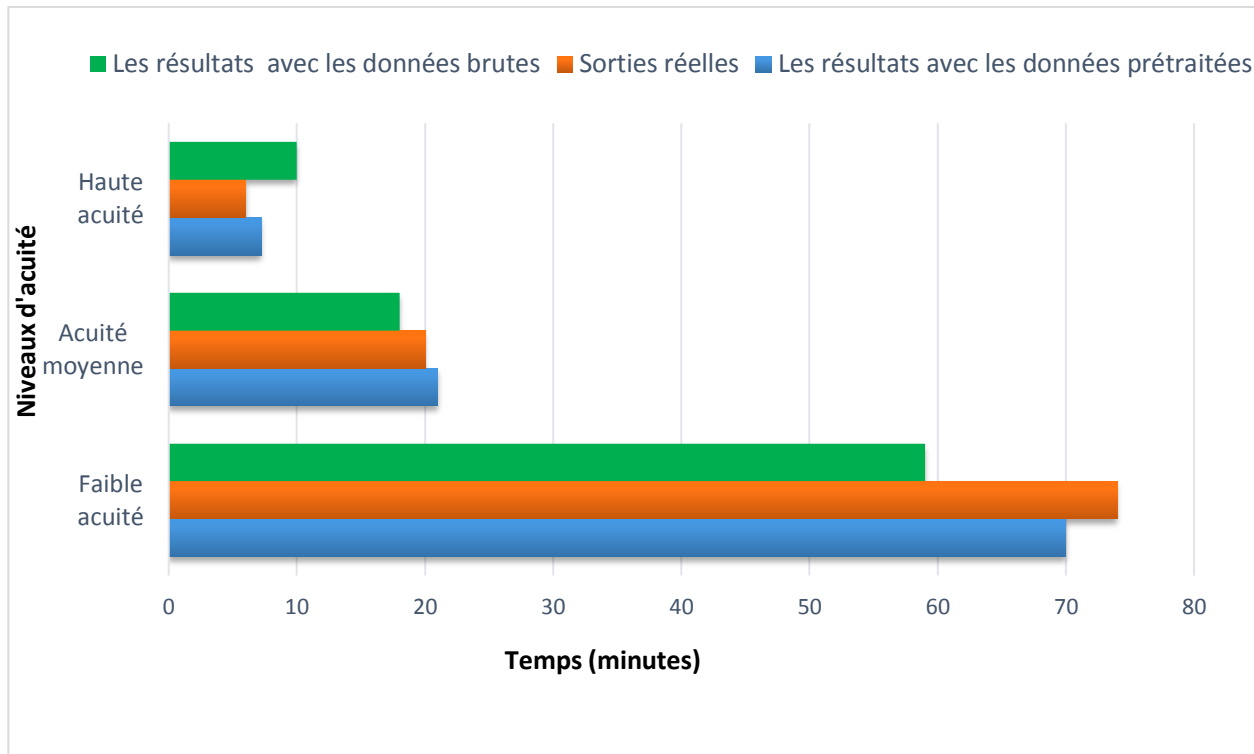


Figure IV-5 Comparaison des résultats de la simulation - Temps d'attente moyen -

Figure IV-5 illustre, en plus des résultats du temps d'attente moyen de la simulation à l'aide de l'ensemble de données brutes comme entrées et les résultats du temps d'attente moyen lorsque l'ensemble de données prétraitées est utilisé, les temps d'attente moyens réels du système qui ont été utilisés comme des points de référence pour la comparaison.

Les résultats de la simulation du temps d'attente moyen des patients à faible acuité sont 59 min lorsque le modèle de simulation a commencé avec l'ensemble de données brutes et 70 min si l'ensemble de données prétraité est utilisé. Par conséquent, il est plus approché à l'objectif qui est de 74 min dans le système réel.

Dans le même contexte, les résultats de la simulation pour les patients avec le niveau d'acuité moyenne sont les suivants : la sortie du système réel est de 20 min, 18 min est le résultat de la simulation avec l'ensemble des données brutes et 21 min pour le résultat de la simulation de l'ensemble des données prétraitées. Ainsi, les résultats de la simulation pour les patients de haute acuité sont : 7,2 min pour l'ensemble de données prétraitées, 6 min le temps d'attente moyen réel et 10 min pour l'ensemble de données brutes.

En observant les résultats illustrés, on peut voir que, l'utilisation des données prétraitées a un impact majeur sur la qualité de nos résultats de simulation, où les temps d'attente moyen des patients avec les différents niveaux d'acuité (acuité faible - acuité moyenne - acuité élevée) ont été considérablement améliorés et approchés aux sorties du système réel contrairement aux résultats obtenus avec l'ensemble de données brutes.

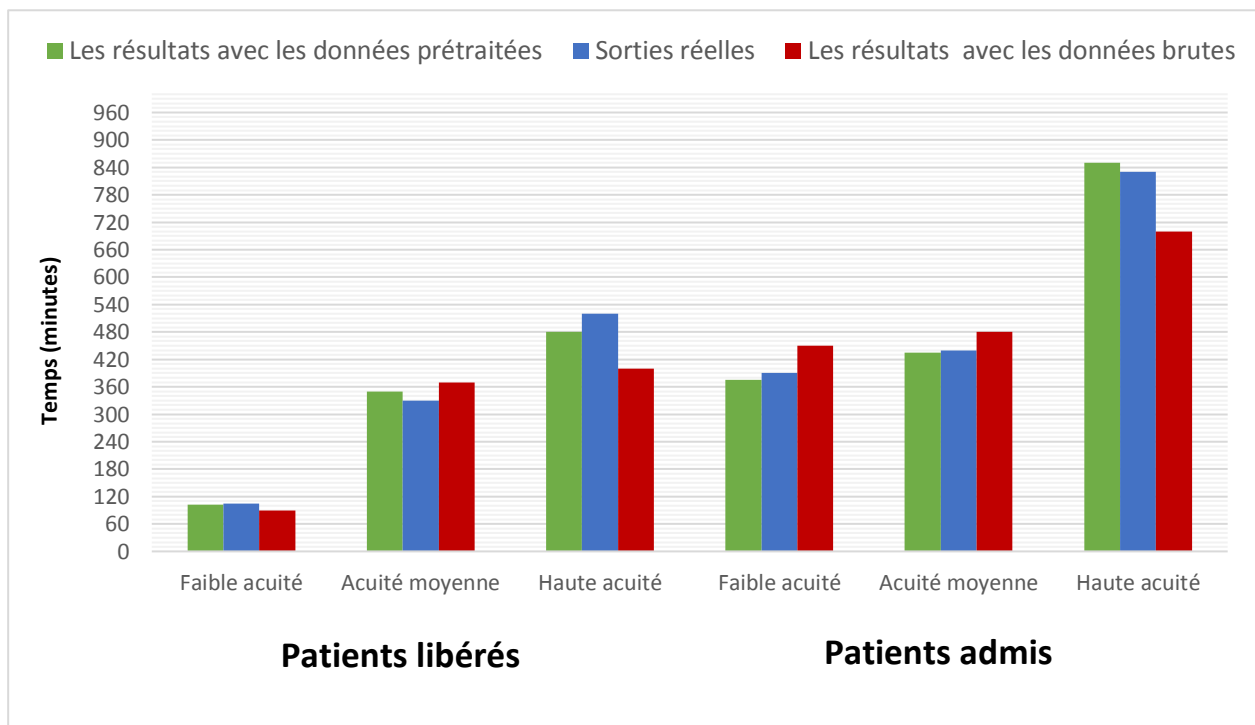


Figure IV-6 Comparaison des résultats de la simulation - Durée de séjour moyenne –

La Figure IV-6 montre les résultats de la simulation de la durée de séjour moyenne dans le service des urgences pour les patients libérés et admis. Comme il est décrit ci-dessus, notre

simulation est effectuée à l'aide des données prétraitées, ainsi que les données brutes, par conséquent, les résultats obtenus dans les deux cas sont comparés avec les données réelles.

Les résultats de la simulation de la durée de séjour moyenne au service des urgences pour les patients libérés avec le niveau d'acuité faible sont les suivants : 105 min représente les données réelles et désirées, 102 min est le résultat de la simulation en utilisant les données prétraitées, où le résultat de la simulation avec l'ensemble de données non-prétraités nous a donné 90 min.

Pour les patients sortants ayant un niveau d'acuité moyenne, les résultats de simulation sont 370 min et 350 min pour l'ensemble de données brutes et données traitées respectivement, et la sortie désirée est 330 min.

Les patients ayant un niveau d'acuité élevée, restent généralement dans le service d'urgence plus de temps par rapport aux patients avec un niveau d'acuité faible et moyen. Les résultats de la simulation des patients sortants ayant un niveau d'acuité élevée sont 400 min avec l'utilisation de l'ensemble de données brutes et 480 min avec l'ensemble de données prétraités qui est plus approché à la sortie réelle 520 min.

En outre, Les résultats des patients admis ont également approuvé l'influence significative des méthodes de prétraitement sur la qualité de l'étude de simulation. Où, le résultat pour les patients de haut niveau d'acuité est amélioré de 700 min lorsque nous avons initialisé le modèle de simulation avec les données brutes à 830 min qui est plus approché à la sortie réelle 850 min.

Pour les patients d'acuité moyenne, la vraie durée moyenne de séjour est de 440 minutes, le résultat de la simulation avec des données prétraitées est 435 min. Avec les données brutes, le résultat de la simulation est de 480 min.

Les résultats de la simulation pour les patients admis avec un niveau d'acuité faible sont 450 min et 375 min lorsque l'ensemble de données brutes et l'ensemble de données prétraitées sont utilisés respectivement, et la durée de séjour moyenne du système réel, dans ce cas, est de 390 min.

En résumé, notre modèle de simulation a été initialisé avec deux ensembles de données différents ; le premier est l'ensemble des données brutes (les données recueillies sans aucune

modification ou transformation). Les méthodes de prétraitement du Data Mining ont été appliquées au second ensemble de données afin de le traiter.

Trois indicateurs clés de performance (l'utilisation des médecins, le temps d'attente moyen des patients (patients à faible acuité - patients d'acuité moyenne - patients à haute acuité) et la durée moyenne de séjour au service des urgences) ont été utilisés pour mesurer et évaluer la performance de nos sorties de simulation.

Nos résultats révèlent que l'application des méthodes de prétraitement sur les entrées de simulation a, par conséquent, influencé la qualité de ses sorties mesurées avec les trois indicateurs de performance clés sélectionnés.

IV.3 Amélioration de la performance du système

IV.3.1 Les scénarios proposés

Pour évaluer les différents changements du système proposé et améliorer sa performance, de nombreuses exécutions de simulation selon différents scénarios ont été faites.

Le scénario de test initial était un scénario de base où nous avons utilisé des paramètres de configuration identiques au système réel tels que les horaires et le nombre du personnel, et la distribution de l'arrivée des patients. En outre, et dans le but de réduire le temps d'attente moyen et la durée de séjour moyenne, deux autres scénarios sont testés.

Dans le premier scénario, nous visons à confirmer que l'ajout d'un médecin de consultation par chaque équipe de travail peut aider à réduire le temps d'attente des patients, en particulier pour les patients à faible acuité. Dans le second scénario, un médecin supplémentaire par équipe de garde a été installé dans l'unité d'observation pour diminuer la durée de séjour des patients d'acuité moyenne et les patients de haute acuité.

Les scénarios testés nous ont donné des résultats acceptables en ce qui concerne la durée de séjour et le temps d'attente (tableau 1), alors que, nous avons fait face à un autre défi qui est considéré comme l'un des principaux indicateurs de performance du service des urgences qui est l'utilisation des ressources (plus particulièrement l'utilisation des médecins).

Tableau 1 Résultats de la simulation des scénarios 1 et 2

	Scénario de base			Scénario 1 : Un médecin supplémentaire dans la zone de consultation			Scénario 2 : Un médecin supplémentaire dans l'unité d'observation		
	Faible acuité	Acuité moyenne	Haute acuité	Faible acuité	Acuité moyenne	Haute acuité	Faible acuité	Acuité moyenne	Haute acuité
Durée moyenne de séjour (min)	102	228	39	98	22	30	10	22	38
Temps d'attente moyen (min)	68	15	07	60	13	6	67	14	5

En raison du taux d'arrivée instable et changeable des patients pendant la journée, d'une part, et l'emploi de la même configuration du personnel médical et l'ajout d'un médecin supplémentaire dans chaque équipe de garde, d'autre part, a causé une diminution de l'utilisation des ressources en particulier l'utilisation du personnel médical.

Pour faire face à cette problématique, un modèle d'extraction de connaissances temporelle utilisé les concepts de techniques d'exploration de données et l'analyse de régression est adopté.

IV.3.2 Modèle d'extraction de connaissances

Dans le but d'augmenter l'utilisation du personnel médical et pour obtenir les configurations optimales afin de réduire la durée de séjour et le temps d'attente des patients, une reconfiguration des équipes de garde au service des urgences en fonction du flux horaire des patients et les niveaux d'acuité est effectuée.

L'analyse de régression a été appliquée à la base de données des patterns d'arrivée des patients. Chaque motif représente le temps d'arrivée du patient et de son niveau d'acuité. Une fois l'ensemble de données est obtenu et préparé, l'algorithme de régression linéaire (corrélation linéaire) a été appliqué, à l'aide du logiciel TANAGRA, pour étudier la corrélation entre le temps d'arrivée des patients et leurs niveaux d'acuité.

Les différentes étapes du modèle d'extraction de connaissances temporelles sont illustrées dans la Figure IV-7.

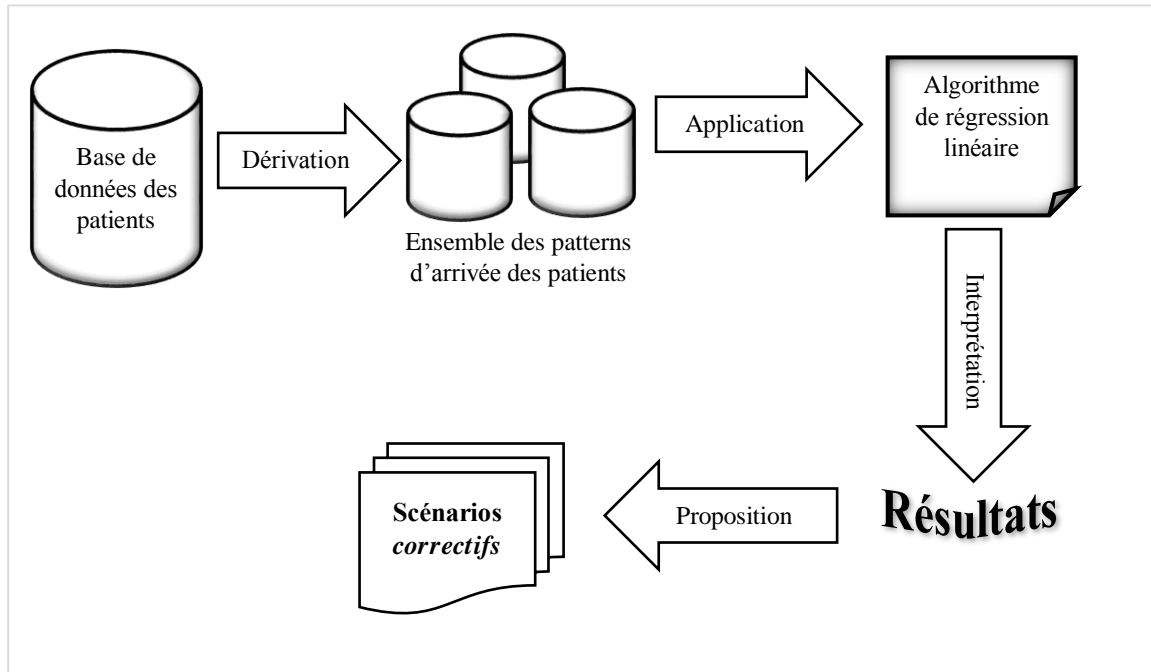


Figure IV-7 Etapes de notre modèle d'extraction de connaissances temporelles

Pour analyser et évaluer la corrélation entre l'arrivée des patients et les niveaux d'acuité et mesurer sa force et sa signification, un coefficient de corrélation varie entre -1 et +1 est estimé. Les coefficients les plus significatifs qui se rapprochent de 1 (ce qui signifie une forte corrélation positive entre le temps d'arrivée du patient et de son niveau d'acuité) seront uniquement acceptés.

L'analyse des résultats a montré d'une part, qu'il existe une forte relation entre le taux d'arrivée des patients de 11 heures à 15 heures et le niveau d'acuité faible, ce qui indique qu'un grand nombre de patients qui arrivent au service des urgences entre 11 heures et 15 heures sont les patients non urgents avec un niveau d'acuité faible.

D'autre part, le niveau d'acuité moyenne et le niveau d'acuité élevée sont fortement corrélés avec le taux d'arrivée du patient de 18 heures à 23 heures. Par conséquent, presque tous les patients qui arrivent aux urgences entre 18 heures et 23 heures sont des patients urgents avec un niveau d'acuité moyenne ou les patients émergents avec un niveau d'acuité élevée.

Les résultats d'analyse de notre modèle d'extraction de connaissances temporelles représentent un point de décision cruciale qui peut aider les responsables du service des urgences de l'hôpital Lakhdar Bouzidi à proposer de nouvelles configurations du personnel, puis évaluer leur efficacité et leur impact sur la qualité des soins fournis en utilisant notre modèle de simulation proposé.

IV.3.3 Les scénarios correctifs

Sur la base de l'analyse des résultats de notre modèle d'extraction des connaissances temporelles trois scénarios correctifs sont proposés :

- **Scénario A1** : pour éviter le surpeuplement et la longue période d'attente avant la consultation du médecin, causé par l'arrivée remarquable des patients à faible acuité entre 11 heures et 15 heures, nous avons proposé d'ajouter un médecin dans la zone de consultation dans cette période.
- **Scénario A2** : ajout d'un médecin dans l'unité d'observation pour diminuer l'allongement de la durée de séjour en raison du taux d'arrivée augmenté des patients entre 18 heures et 23 heures, en particulier pour les patients d'acuité moyenne et les patients gravement atteints, qui ont souvent besoin d'un suivi continu dans l'unité d'observation.
- **Scénario A3** : il a combiné les deux scénarios mentionnés ci-dessus, tel que de 11 heures à 15 heures un médecin est ajouté dans la zone de consultation, et de 18 heures à 23 heures un médecin est ajouté dans l'unité d'observation.

Le tableau 2 résume les résultats de la durée de séjour moyenne et le temps d'attente moyen des scénarios A1, A2 et A3.

On peut noter que le scénario A1 a contribué de manière significative à la diminution du temps d'attente moyen avant la consultation du médecin, surtout, pour les patients non urgents. Alors que, le scénario A2 nous a donné de meilleurs résultats, concernant la réduction de la durée de séjour moyenne des patients urgents et émergents. Il est clairement observé que la combinaison des deux scénarios A1 et A2 dans le scénario A3 a fourni les meilleurs résultats concernant la durée de séjour moyenne et même le temps d'attente moyen.

Tableau 2 Résultats de simulation des scénarios A1, A2 et A3

	Scénario A1 : Un médecin supplémentaire dans la zone de consultation entre 11h et 15h			Scénario A2 : Un médecin supplémentaire dans l'unité d'observation entre 18h et 23h			Scénario A3 : Scénario A1 + Scénario A2		
	Faible acuité	Acuité moyenne	Haute acuité	Faible acuité	Acuité moyenne	Haute acuité	Faible acuité	Acuité moyenne	Haute acuité
Durée moyenne de séjour (min)	96	220	370	80	200	290	70	180	270
Temps d'attente moyen (min)	52	09	03	57	11	05	48	07	03

IV.3.4 Une étude comparative

Une étude comparative est effectuée dans le but de tester la performance des scénarios proposés. Les comparaisons des résultats de simulation concernant l'utilisation des ressources médicale, la durée de séjour moyenne, et le temps moyen d'attente sont présentées dans la Figure IV-8, la Figure IV-9 et la Figure IV-10, respectivement.

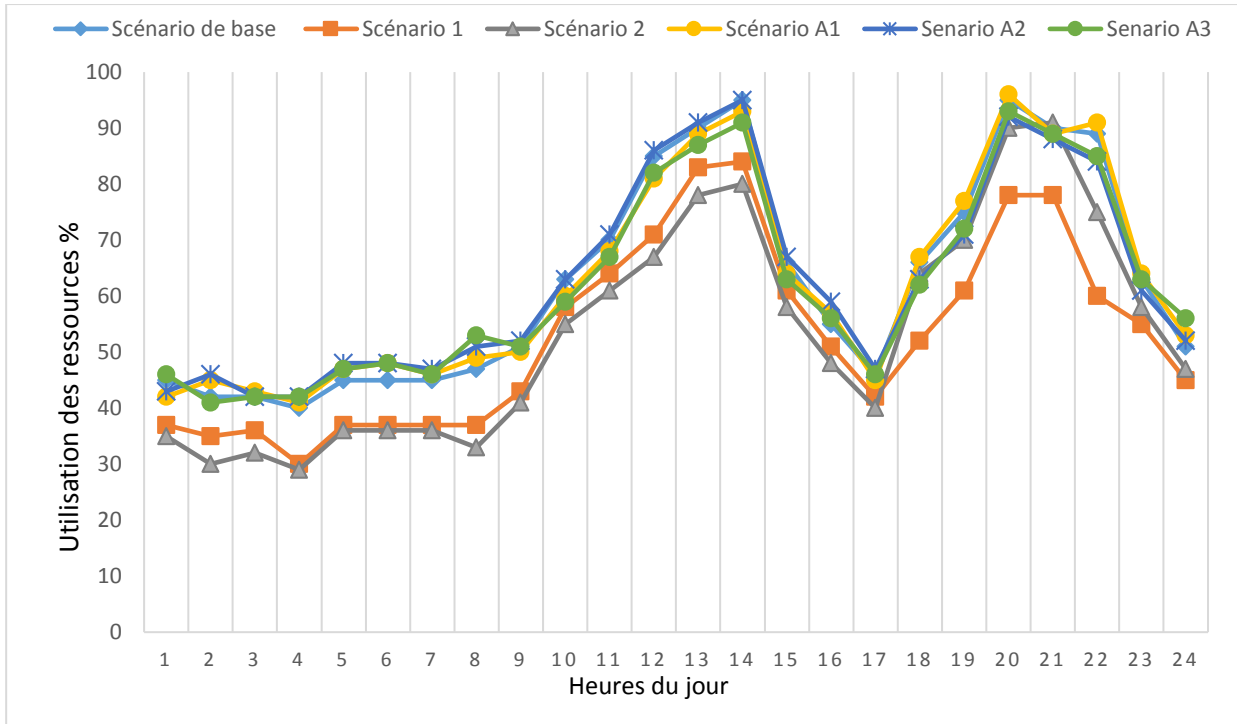


Figure IV-8 Résultats des scénarios proposés - Utilisation des médecins -

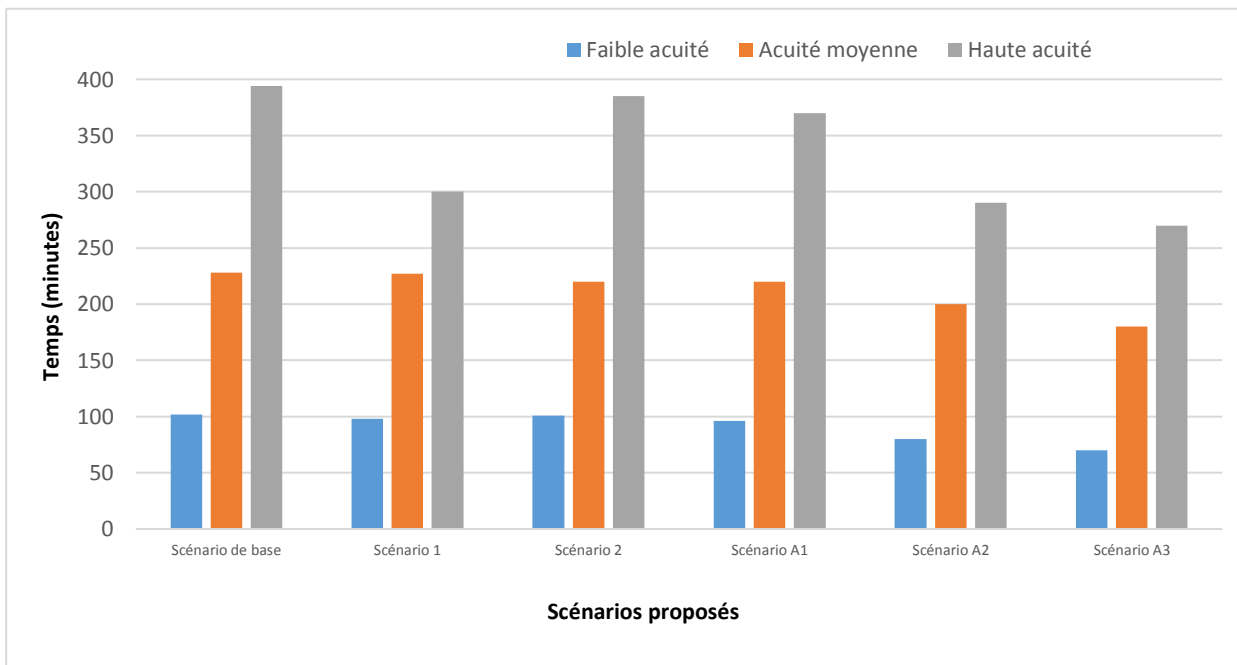


Figure IV-9 Résultats des scénarios proposés - Durée de séjour moyenne -

La Figure IV-8 illustre les résultats de l'utilisation des ressources des six scénarios proposés, plus précisément des résultats de l'utilisation des médecins au cours des 24 heures de la journée. Il est facilement noté que le scénario 1 et le scénario 2 nous a donné les plus mauvais résultats, en particulier lorsque le flux de patients est diminué. Alors que les résultats des autres scénarios étaient proches les uns des autres.

La Figure IV-9 résume les résultats de la durée de séjour moyenne des patients non urgents, les patients urgents, et les patients à haute acuité (émergents) pour chaque scénario. La durée de séjour des patients à faible acuité est diminuée, passant de 102 min du scénario de base à 98 min, 101 min, 96 min, 80 min et 70 min pour les scénarios 1, 2, A1, A2 et A3 respectivement. Bien que les résultats des cas urgents soient les suivants : 228 min pour le scénario de base, 227 min, 220 min, 220 min et 180 min pour les scénarios 1, 2, A1, A2 et A3 respectivement. En comparaison avec le scénario de base, la période de séjour des patients à haute acuité au service des urgences a été réduite de 94 min, 09 min, 24 min, 104 min et 124 min pour les scénarios 1, 2, A1, A2 et A3 respectivement.

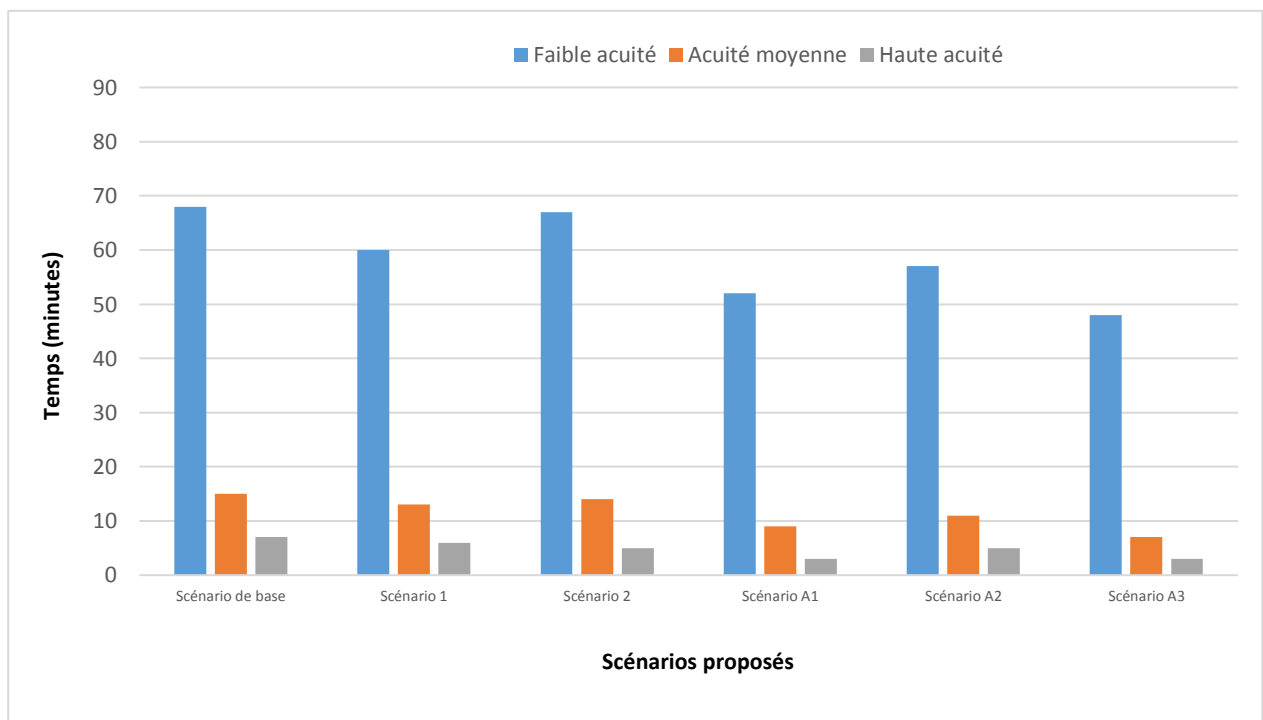


Figure IV-10 Résultats des scénarios proposés - Temps d'attente moyen –

Selon Figure IV-10, les résultats du temps d'attente moyen des patients à haute acuité est variés entre 03 min et 07 min. Après avoir appliqué les scénarios proposés, le temps d'attente moyen des patients à moyenne acuité a été réduit de 15 min du scénario de base à 13 min, 14 min, 9 min, 11 min et 7 min pour les scénarios 1, 2, A1, A2, et A3 respectivement. En comparaison avec le scénario de base, le temps d'attente des patients à faible acuité a été diminué de 8 min, une minute, 16 min, 11 min et 20 min pour les scénarios 1, 2, A1, A2 et A3 respectivement.

Pour résumer, la mise en œuvre des scénarios correctives alternatives (A1, A2, A3) sur la base de l'analyse des résultats du modèle d'extraction de connaissances proposé par rapport aux scénarios (1, 2) sans la contribution de l'exploration de données, a présenté de nombreuses améliorations, y compris le temps d'attente moyen, la durée de séjour moyenne, et l'utilisation des médecins.

IV.4 Conclusion

Ce chapitre a montré et discuté les résultats obtenus des différentes exécutions du système de simulation.

Deux ensembles de données différents ont initialisé notre modèle de simulation : le premier ensemble est l'ensemble des données brutes (données collectées sans aucune modification ou traitement) où les méthodes de prétraitement de Data Mining ont été appliquées au deuxième ensemble de données.

Trois indicateurs clés de performance ont été utilisés pour mesurer et évaluer la performance de nos sorties de simulation : l'utilisation des médecins, le temps d'attente moyen et la durée moyenne de séjour au service d'urgence.

En outre, les étapes de mise en œuvre d'un modèle d'extraction de connaissances temporelles ainsi que les différents scénarios proposés et leurs résultats obtenus sont représentés.

Conclusion Générale

Conclusion générale

Dans ce travail de thèse, nous avons présenté une approche basée sur la combinaison de la modélisation et la simulation multi agents et les techniques de fouille de données. Par conséquence, un système d'aide à la décision basé sur l'intégration de ces grands domaines de recherche pour le fonctionnement du service des urgences Lakhdar Bouzidi de l'hôpital public de Bordj Bou Arreridj (Algérie) a été mis en œuvre.

La méthodologie proposée a enquêté sur les moyens qui peuvent être utilisés pour bénéficier des techniques d'exploration de données afin de résoudre les problèmes ouverts des systèmes de la modélisation et la simulation à base d'agents et d'améliorer l'exactitude de leurs résultats. Afin de concevoir un système robuste qui peut aider les gestionnaires des urgences à améliorer le fonctionnement du service et d'améliorer la qualité et l'efficacité des soins fournis.

Nous avons développé un modèle de simulation à base d'agents en utilisant l'environnement de modélisation programmable multi-agent Netlogo, pour faire face, d'une part, à la nature dynamique du service des urgences par la création d'un système virtuel proche de la réalité et d'autre part, pour tester des différentes stratégies et scénarios.

En outre, afin d'explorer l'influence du prétraitement des entrées de la simulation sur la qualité de ses résultats et la crédibilité du modèle, avant d'exécuter notre système de simulation, la base de données recueillies a été divisé en deux ensembles de données : les méthodes de prétraitement de l'exploration de données ont été appliqué au premier ensemble de données, alors que le second a été utilisé sans aucun traitement. Ensuite, notre modèle de simulation a été initialisé et réalisé en utilisant dans un premier temps, l'ensemble de données brutes ; ensuite c'est l'ensemble des données prétraitées qui a été utilisé.

Les résultats de la simulation en utilisant les deux ensembles de données ont été comparées avec les sorties du système réel. L'étude comparative des résultats obtenus a montré que l'initialisation de notre modèle de simulation avec les entrées prétraitées en utilisant les méthodes

de prétraitement a fourni des résultats meilleurs et fiables en comparaison avec les résultats sans la contribution de l'extraction de données sur les entrées de simulation.

En outre, afin d'améliorer la qualité de soins dans le service des urgences et d'aider les gestionnaires adoptant la configuration optimale du personnel par rapport au flux de patients et leurs niveaux de l'acuité, un modèle d'extraction des connaissances temporelles est mis en œuvre. Le modèle adopté étudie la relation entre l'arrivée horaire des patients et leurs niveaux d'acuité, en appliquant l'algorithme de régression linéaire sur l'ensemble des motifs d'arrivés des patients.

Basé sur l'analyse des résultats du modèle proposé d'extraction des connaissances, diverses configurations correctives du personnel médical du service des urgences en fonction du flux diversifié des patients et des niveaux d'acuité sont testées. Une étude comparative entre les résultats des différents scénarios proposés dans notre étude a été réalisée.

Les résultats de simulation ont montré que la performance de notre système avec l'adoption des configurations du personnel médical sur la base des résultats d'analyse du modèle d'extraction des connaissances proposé a surpassé celle avec l'utilisation des configurations classiques mises en œuvre sans la contribution du Data Mining. En conséquence, le temps d'attente moyen, la durée de séjour moyenne et l'utilisation des médecins ont été considérablement améliorées.

Bien qu'il y ait un avantage clair à l'intégration de la modélisation et la simulation à base d'agents et les techniques de Data Mining, nous prévoyons d'aller profondément dans les nouvelles issues de cette intégration en testant d'autres techniques.

Références

- Abo-Hamad, W., & Arisha, A. (2013). Simulation-based framework to improve patient experience in an emergency department. *European Journal of Operational Research*, 224(1), 154-166.
- Ahmed, M. A., & Alkhamis, T. M. (2009). Simulation optimization for an emergency department healthcare unit in Kuwait. *European Journal of Operational Research*, 198(3), 936-942.
- Alnoukari, M., El Sheikh, A., & Alzoabi, Z. (2009). An integrated data mining and simulation solution. Dans *Handbook of Research on Discrete Event Simulation Environments: Technologies and Applications: Technologies and Applications* (p. 359).
- Al-Refaie, A., Fouad, R. H., Li, M.-H., & Shurrab, M. (2014). Al-Refaie, A., Fouad, R. H., Li, M. H., & Shurrab, M. (2014). Applying simulation and DEA to improve performance of emergency department in a Jordanian hospital. *Simulation Modelling Practice and Theory*, 41, 59-72.
- Arroyo, J., Hassan, S., Gutiérrez, C., & Pavón, J. (2010). Re-thinking simulation: a methodological approach for the application of data mining in agent-based modelling. *Computational and Mathematical Organization Theory*, 16(4), 416-435.
- Baqueiro, O., Wang, Y., McBurney, P., & Coenen. (2009). Integrating data mining and agent based modeling and simulation. In *Industrial Conference on Data Mining* (pp. 220-231). Springer Berlin Heidelberg.
- Better, M., Glover, F., & Laguna, M. (2007). Advances in analytics: Integrating dynamic data mining with simulation optimization. *IBM journal of research and development*, 477-487.
- Bose, R. (2003). Knowledge management-enabled health care management systems: capabilities, infrastructure, and decision-support. *Expert systems with Applications*, 59-71.
- Brady, T. F., & Yellig, E. (2005). Simulation data mining: a new form of computer simulation output. *WSC '05 Proceedings of the 37th conference on Winter simulation*, (pp. 285-289).
- Burrows, S., Stein, B., Frochte, J., & Wiesner, D. (2011). Simulation data mining for supporting bridge design. In *Proceedings of the Ninth Australasian Data Mining Conference* (pp. 163-170). Ballarat, Australia: Australian Computer Society, Inc.
- Cabrera, E., Taboada, M., Iglesias, M. L., Epelde, F., & Luque, E. (2011). Optimization of healthcare emergency departments by agent-based simulation. *Procedia computer science*, 4, 1880-1889.
- Cabrera, E., Taboada, M., Iglesias, M. L., Epelde, F., & Luque, E. (2012). Simulation optimization for healthcare emergency departments. *Procedia Computer Science*, 9, 1464-1473.
- Canadian Association of Emergency Physicians (CAEP). (s.d.). *Emergency Department Overcrowding by Canadian Association of Emergency Physicians (CAEP)*. Consulté le novembre 10, 2016, sur <http://caep.ca/advocacy/romanow-commission/emergency-department-overcrowding>
- Cios, K., Pedrycz, W., & Swiniarski, R. (1998). *Data Mining and Knowledge Discovery*. Springer US.
- Connelly, L. G., & Bair, A. E. (2004). Discrete event simulation of emergency department activity: A platform for system-level operations research. *Academic Emergency Medicine*, 11(11), 1177-1185.

- Dudas, C., Amos, N., & Boström, H. (2009). Information Extraction from Solution Set of Simulation-based Multi-objective Optimisation using Data Mining. *in Proceedings of Industrial Simulation Conference*.
- Duguay, C., & Chetouane, F. (2007). Modeling and improving emergency department systems using discrete event simulation. *Simulation*, 83(4), 311-320.
- Evans, G. W., Gor, T. B., & Unger, E. (1996). A simulation model for evaluating personnel schedules in a hospital emergency department. *In Proceedings of the 28th conference on Winter simulation* (pp. 1205-1209). IEEE Computer Society.
- Fayyad, U., Piatetsky-Shapiro, G., & Smyth, P. (1996). From data mining to knowledge discovery in databases. *AI magazine*, 37.
- Ferber, J. (1999). *Multi-Agent System: An Introduction to Distributed Artificial Intelligence*. Addison-Wesley.
- García, Román, Peñalvo, & Bonilla. (2008). An association rule mining method for estimating the impact of project management policies on software quality, development time and effort. *Expert Systems with Applications*, 522-529.
- Georgopoulos, V., & Stylios, C. (2013). Fuzzy cognitive map decision support system for successful triage to reduce unnecessary emergency room admissions for the elderly. *Dans In Fuzziness and Medicine: Philosophical Reflections and Application Systems in Health Care* (pp. 415-436). Springer Berlin Heidelberg.
- Ghasemi, S., Ghasemi, M., & Ghasemi, M. (2011). Knowledge discovery in discrete event simulation output analysis. *In Innovative Computing Technology* (pp. 108-120). Springer Berlin Heidelberg.
- Han, J., Kamber, M., & Pei, J. (2011). *Data mining: concepts and techniques*. Elsevier.
- Hegland, M. (2001). Data mining techniques. *Acta Numerica 2001*, 313-355.
- Hoot, N. R., LeBlanc, L. J., Jones, I., Levin, S. R., Zhou, C., Gadd, C. S., & Aronsky, D. (2008). Forecasting emergency department crowding: a discrete event simulation. *Annals of emergency medicine*, 52(2), 116-125.
- Ingham, J. (1997). *What is an Agent*. Centre for Software Maintenance University of Durham.
- Isken, M., & Rajagopalan, B. (2002). Data mining to support simulation modeling of patient flow in hospitals. *Journal of medical systems*, 179-197.
- Jones, S. S., & Evans, R. S. (2008). An agent based simulation tool for scheduling emergency department physicians. *In AMIA Annual Symposium Proceedings. 2008*, p. 338. American Medical Informatics Association.
- Kadri, F., Chaabane, S., & Tahon, C. (2014). A simulation-based decision support system to prevent and predict strain situations in emergency department systems. *Simulation Modelling Practice and Theory*, 42, 32-52.
- Kalogeropoulos, D. A., Carson, E. R., & Collinson, P. O. (2003). Towards knowledge-based systems in clinical practice: Development of an integrated clinical information and knowledge management support system. *Computer methods and programs in biomedicine*, 65-80.

- Kantardzic, M. (2011). *Data mining: concepts, models, methods, and algorithms*. John Wiley & Sons.
- Kaushal, A., Zhao, Y., Peng, Q., Strome, T., Weldon, E., Zhang, M., & Chochinov, A. (2015). Evaluation of fast track strategies using agent-based simulation modeling to reduce waiting time in a hospital emergency department. *Socio-Economic Planning Sciences*, 18-31.
- Komashie, A., & Mousavi, A. (2005). Modeling emergency departments using discrete event simulation techniques. *In Proceedings of the 37th conference on Winter simulation* (pp. 2681-2685). Winter Simulation Conference, 2005.
- Konrad, R., DeSotto, K., Grocela, A., McAuley, P., Wang, J., Lyons, J., & Bruin, M. (2013). Modeling the impact of changing patient flow processes in an emergency department: Insights from a computer simulation study. *Operations Research for Health Care*, 2(4), 66-74.
- Kuo, Y.-H., Rado, O., Lupia, B., Leung, J. M., & Graham, C. A. (2015). Improving the efficiency of a hospital emergency department: a simulation study with indirectly imputed service-time distributions. *Flexible Services and Manufacturing Journal*, 1-28.
- Laskowski, M., McLeod, R. D., Friesen, M. R., Podaima, B. W., & Alfa, A. S. (2009). Models of emergency departments for reducing patient waiting times. *PLoS one*, 4(7), e6127.
- Lim, M. E., Worster, A., Goeree, R., & Tarride, J.-É. (2013). Simulating an emergency department: the importance of modeling the interactions between physicians and delegates in a discrete event simulation. *BMC medical informatics and decision making*, 13(1), 1.
- Lin, W., Wu, Y., Zheng, J., & Chen, M. (2011). Analysis by data mining in the emergency medicine triage database at a Taiwanese regional hospital. *Expert Systems with Applications*, 11078-11084.
- Lin, W.-T., Wang, S.-T., Chiang, T.-C., Shi, Y.-x., Chen, W.-y., & Chen, H.-m. (2010). Abnormal diagnosis of Emergency Department triage explored with data mining technology: An Emergency Department at a Medical Center in Taiwan taken as an example. *Expert Systems with Applications*, 2733-2741.
- Liu, Z., Cabrera, E., Taboada, M., Epelde, F., Rexachs, D., & Luque, E. (2015). Quantitative Evaluation of Decision Effects in the Management of Emergency Department Problems. *Procedia Computer Science*, 51, 433-442.
- Lytton, W. (2006). Neural Query System: Data-mining from within the NEURON simulator. *Neuroinformatics*, 4(2), 163-176.
- Maimon, O., & Rokach, L. (2005). *Data mining and knowledge discovery handbook*. New York: Springer.
- Masmoudi, M., Leclaire, P., Cheutet, V., & Casalino, E. (2014). Modelling and Simulation of the Doctors' Availability in Emergency Department with SIMIO Software. Case of Study: Bichat-Claude Bernard Hospital. *In Mechatronic Systems: Theory and Applications* (pp. 119-129). Springer International Publishing.
- Meng, L. Y., & Spedding, T. (2008). Modelling patient arrivals when simulating an accident and emergency unit. *In Simulation Conference, 2008. WSC 2008. Winter* (pp. 1509-1515). IEEE.
- Morbiter, C., Strachan, P., & Simpson, C. (2004). Data mining analysis of building simulation performance data. *Building Services Engineering Research and Technology*, 253-267.

- Oh, C., Novotny, A., Carter, P., Ready, R., Campbell, D., & Leckie, M. (2016). Use of a simulation-based decision support tool to improve emergency department throughput. *Operations Research for Health Care*.
- Painter, M. K., Erraguntla, M., Hogg Jr, G. L., & Beachkofski, B. (2006). Using simulation, data mining, and knowledge discovery techniques for optimized aircraft engine fleet management. *In Proceedings of the 38th conference on Winter simulation . Winter Simulation Conference.*, (pp. 1253-1260).
- Pujari, A. K. (2001). *Data mining techniques*.
- Remondino, M., & Correndo, G. (2006). Mabs validation through repeated execution and data mining analysis. *International Journal of Simulation: Systems, Science & Technology*.
- Rossetti, M. D., Trzcinski, G. F., & Syverud, S. A. (1999). Emergency department simulation and determination of optimal attending physician staffing schedules. *In Simulation Conference Proceedings, 1999 Winter . 2*, pp. 1532-1540. IEEE.
- Ruohonen, T., Neittaanmaki, P., & Teittinen, J. (2006). Simulation model for improving the operation of the emergency department of special health care. *In Simulation Conference, 2006. WSC 06. Proceedings of the Winter* (pp. 453-458). IEEE.
- Saad Saoud, M., Boubetra, A., & Attia, S. (2014). How Data Mining Techniques Can Improve Simulation Studies. *International Journal of Computer Theory and Engineering*, p.15.
- Saad Saoud, M., Boubetra, A., & Attia, S. (2016). A Simulation Knowledge Extraction-based Decision Support System for the Healthcare Emergency Department. *International Journal of Healthcare Information Systems and Informatics (IJHISI)*, 19-37.
- Saffar, I., Doniec, A., Boonaert, J., & Lecoeuche, S. (2011). Multi-Agent simulation design driven by real observations and clustering techniques. *In Tools with Artificial Intelligence (ICTAI), 2011 23rd IEEE International Conference* (pp. 555-560). IEEE .
- Samaha, S., Armel, W. S., & Starks, D. W. (2003). Emergency departments I: the use of simulation to reduce the length of stay in an emergency department. *In Proceedings of the 35th conference on Winter simulation: driving innovation* (pp. 1907-1911). Winter Simulation Conference.
- Sargent, R. G. (2005). Verification and validation of simulation models. *In Proceedings of the 37th conference on Winter simulation* (pp. 130-143). winter simulation conference.
- Wilensky, U. (1999). "NetLogo." Evanston IL: Center for Connected Learning and Computer Based Modeling, Northwestern University. Récupéré sur <http://ccl.northwestern.edu/netlogo/>
- Wooldridge, M. (2009). *An introduction to multiagent systems*. John Wiley & Sons.
- Wooldridge, M., & R. Jennings, N. (1995). Intelligent agents: theory and practice. *The Knowledge Engineering Review*, 115-152.
- WU, D., OLSON, D., & DONG, Z. Y. (2006). Data mining and simulation: a grey relationship demonstration. *International Journal of Systems Science*, 981–986.
- Yang, C. C., Lin, W., Chen, H., & Shi, Y. (2009). Improving scheduling of emergency physicians using data mining analysis. *Expert systems with applications*, 3378-3387.

Yeh, J.-Y., Wu, T.-H., & Tsao, C.-W. (2011). Using data mining techniques to predict hospitalization of hemodialysis patients. *Decision Support Systems*, 439-448.

Contributions scientifiques

Publications internationales

1. Saad Saoud, M., Boubetra, A., Attia, S. (2014). **How Data Mining Techniques Can Improve Simulation Studies.** *International Journal of Computer Theory and Engineering*, 6(1), 15.
2. Saad Saoud, M., Boubetra, A., Attia, S. (2016). **A Simulation Knowledge Extraction-based Decision Support System for the Healthcare Emergency Department.** *International Journal of Healthcare Information Systems and Informatics (IJHISI)*, 11(2), 19-37.
3. Saad Saoud, M., Boubetra, A., Attia, S. (2017). **A Multi-Agent Based Modeling and Simulation Data Management and Analysis System for the Hospital Emergency Department.** *International Journal of Healthcare Information Systems and Informatics (IJHISI)*, 12(3).

Conférences internationales

1. Saad Saoud, M., Boubetra, A., Attia, S. **How Data Mining Techniques can Improve Simulation Studies?.** *4th International Conference on Software and Computing Technology (ICSCT 2013)*. October 24-25, 2013, Konya, Turkey.

الملخص

في الوقت الحاضر، أثبتت أساليب النمذجة والمحاكاة القائمة على العملاء كفاءة كبيرة في نمذجة وتحليل ديناميكية الأنظمة المعقدة في العالم الحقيقي مثل أنظمة الرعاية الصحية. وقد أصبحت المحاكاة أداة مفيدة وحاسمة لتسهيل فهم هذه الأنظمة التي تحتوي على عناصر كثيرة، مختلفة وغير متجانسة، والتي تتفاعل بطرق متنوعة ومعقدة. ومع ذلك، خلال التطورات الديناميكية لهذه المجتمعات الافتراضية، يتم استخدام كمية هائلة من البيانات التي عادة ما تنطوي على معلومات غير واضحة وغير معروفة. يعتبر تحليل هذه البيانات من أجل دراسة واكتشاف العلاقات المخفية والظواهر الناشئة مهمة جد صعبة بالنسبة لأنظمة المحاكاة. الاستعانة بأساليب وأدوات قوية ومناسبة مثل تقنيات استخراج البيانات لدعم تحليل المحاكاة هو الحل الأمثل الذي يمكن اتباعه لمعالجة هذه القضية. الهدف من هذا البحث هو تطوير نظام لدعم اتخاذ القرار على أساس التكامل بين أنظمة النمذجة والمحاكاة القائمة على الوكيل وتقنيات استخلاص المعرفة، لتصميم أداة قوية ونقطة قرار حاسمة لمساعدة مديري الرعاية الصحية على تحسين نوعية وفعالية الرعاية المقدمة إلى أقسام الطوارئ في المستشفيات. ويتجلى هذا النهج التوافقي من خلال دراسة حالة على تشغيل قسم الطوارئ في المستشفى العام لخضر بوزيدي في برج بوعريريج (الجزائر). وأظهرت النتائج أن مساهمة أساليب استخراج البيانات لمعالجة بيانات المحاكاة كان لها تأثير كبير وملحوظ على موثوقية ودقة مخرجات نظامنا المقترح.

الكلمات المفتاحية : النمذجة و المحاكاة القائمة على العملاء، تقنيات تعدين البيانات، استخراج المعرفة، طرق المعالجة المسبقة للبيانات، أنظمة دعم القرار، أقسام الطوارئ في المستشفيات.

Abstract

Nowadays, the agent-based modeling and simulation methods have demonstrated a big efficiency to modeling and analyzing the dynamic of the complex systems of real-world such as the healthcare systems. Simulation has become a useful and crucial tool that facilitates to understand these systems that involve many different and heterogeneous components, interacting in diverse and complex ways. However, during the dynamic evolutions of these artificial societies, the agents involve a massive amount of data which generally contain non-explicit and unknown information. The analysis of these data to study and discover the concealed relationships and the emerging phenomena is considered a well-known difficulty in the agent-based simulation systems. The call for powerful and appropriate methods and tools such as the Data mining techniques to support the simulations analysis is the best solution that can be used to tackle this issue. The aim of this research is to develop a decision support system based on the integration of the agent-based modeling and simulation systems and knowledge extraction techniques, to design a powerful tool and a crucial decision point to help healthcare managers to improve the quality and the effectiveness of care provided to the hospital emergency departments. This combinatorial approach is demonstrated through a case study on the operation of the emergency department in the public hospital Lakhdar Bouzidi in Bordj Bou Arreridj (Algeria). The results showed that the contribution of the data mining methods to treat the simulation data had a significant and notable impact on the reliability and thoroughness of the outputs of our system proposed.

Keywords: Agent-based modeling and simulation, Data mining techniques, Knowledge extraction, Data Preprocessing methods, Decision support systems, Hospital emergency departments.

Résumé

A l'époque actuelle, les méthodes de la modélisation et la simulation basées sur les agents ont démontré une grande efficacité dans la modélisation et l'analyse de la dynamique des systèmes complexes du monde réel tels que les systèmes de santé. La simulation est devenue un outil utile et crucial qui facilite la compréhension de ces systèmes qui impliquent de nombreux composants différents et hétérogènes, interagissant de manière diverse et complexe. Cependant, au cours des évolutions dynamiques de ces sociétés artificielles, les agents font intervenir une massive quantité de données qui contiennent généralement des informations non explicites et inconnues. L'analyse de ces données pour étudier et découvrir les relations cachées et les phénomènes émergents est considérée comme une difficulté bien connue dans les systèmes de simulation basés sur les agents. L'appel à des méthodes et des outils puissants et appropriés tels que les techniques d'exploration de données pour soutenir l'analyse des simulations est la meilleure solution qui peut être utilisée pour faire face à ce problème. L'objectif de cette recherche est de développer un système d'aide à la décision basé sur l'intégration de la modélisation et la simulation à base d'agents et les techniques d'extraction des connaissances, afin de concevoir un outil puissant et un point de décision crucial pour aider les gestionnaires de la santé à améliorer la qualité et l'efficacité des soins fournis aux services des urgences des hôpitaux. Cette approche combinatoire est démontrée par une étude de cas sur le fonctionnement du service des urgences médicaux chirurgicales de l'hôpital public Lakhdar Bouzidi à Bordj Bou Arreridj (Algérie). Les résultats ont montré que la contribution des méthodes de fouille de données pour le traitement des données de la simulation a eu un impact significatif et notable sur la fiabilité et la rigueur des résultats de notre système proposé.

Mots clés : La modélisation et la simulation à base d'agents, Les techniques de Data Mining, L'extraction de connaissances, Les méthodes de prétraitement de données, Les systèmes d'aide à la décision, Les services des urgences.