

# RAPPORT FIL ROUGE

**Étude et analyse de la chaîne  
logistique des services des  
urgences adultes (SUA)**

M1 MIAS

BENTOUHAMI MARWA,  
BOUSBAINE CAMÉLIA,  
JEGHAM MOUNA,  
PORCHER GABRIELLE,  
RIAD AMAL

# Sommaire

<b>Sommaire</b>	<b>1</b>
<b>Introduction</b>	<b>5</b>
<b>I. Les problèmes de la logistique en santé</b>	<b>6</b>
I.1. Description du terrain d'expérimentation « les Services des Urgences Adultes (SUA) du CHU de Lille »	6
I.2. Définir les problèmes de l'ordonnancement aux SUA	6
I.3. Analyse de la visite des SUA	7
I.3.1 Identification des problèmes : en amont	11
I.3.2 Identification des problèmes : en intra	11
I.3.3 Identification des problèmes : en aval	11
I.3.4 Investissement dans l'amélioration des structures et de la logistique.	11
I.4. Cibles d'amélioration	11
<b>II. Analyse de l'Amont des SUA</b>	<b>13</b>
II.1. Analyse statistique des bases de données réelles des SUA	13
II.1.1. Affluence (par heure, jour, mois, année)	13
II.1.2. Observations selon les années	14
II.1.3. Durée de séjour	15
II.1.4. Pathologie	18
II.2. Apprentissage et prédition	20
II.2.1. Prédition de la durée de séjour en fonction de l'heure d'arrivée	20
II.2.2. Prédition de la durée du traitement	20
II.2.3. Prédition du temps d'attente par pathologie	21
II.2.4. Prédition de l'orientation des patients	23
<b>III. Analyse de l'Intra des SUA</b>	<b>24</b>
III.1. Modélisation mathématique du parcours patient	24
III.1.1. Définir les variables et les paramètres de décision	24
III.1.2. Définir les différentes contraintes	24
III.1.3. Définir les différents critères d'optimisation	25
III.1.4. En déduire la spécification de l'environnement de l'ordonnancement et le choix du critère d'optimisation	25
III.2. Présentation des méthodes d'optimisation utilisées pour ordonner les patients	25
III.2.1. L'algorithme de Liste	26
III.2.2. L'algorithme par voisinage	28
III.3. Conception d'une ontologie de triage	30
III.3.1. Description de la problématique de triage	30
III.3.2. Définir d'une ontologie de triage sous Protégé	30
III.3.3. Théorie de la conception d'un module d'aide au triage à base de l'ontologie déjà réalisée	31
III.3.4. Théorie des tests et simulations de quelques scénarios	32

<b>IV. Analyse de l'Aval des SUA</b>	<b>32</b>
IV.1. IoT et disponibilités des lits d'aval	32
IV.1.1. Introduction à la notion des IoT	32
IV.1.2. Proposition d'IoT	32
IV.1.3. Stratégie	33
IV.2. Algorithmes de gestion et d'affectation des lits d'aval	34
IV.2.1. Description de l'algorithme choisi	34
<b>V. Vos ressentis et analyse de la complexité de gestion des urgences</b>	<b>36</b>
<b>Conclusion et perspectives</b>	<b>37</b>
<b>Annexes</b>	<b>38</b>

## Liste des figures

Figure 1: Diagramme de contexte de la chaîne des urgences	9
Figure 2: Flowchart du parcours patient au sein des urgences	10
Figure 3: Graphe représentant le nombre d'arrivées aux urgences par heure	13
Figure 4: Graphe représentant le nombre d'arrivées aux urgences par mois (en moyenne)	14
Figure 5: Graphe représentant le nombre de patients admis aux SUA de Lille par année	14
Figure 6: Graphe représentant la distribution des durées de séjour	15
Figure 7: Graphe représentant la durée de séjour moyenne par code CCMU	15
Figure 8: Graphe représentant la durée d'attente moyenne selon le code CCMU	16
Figure 9: Graphe représentant la durée de séjour moyen pour les 10 codes diagnostics les plus attribués	16
Figure 10: Graphe représentant la durée d'attente moyenne durant les jours en semaine, les week-ends et les jours fériés	17
Figure 11: Graphe représentant le nombre de personnes admises en moyenne par moi avec un problème cardiaque	18
Figure 12: Graphe représentant le nombre de personnes admises en moyenne par moi avec un problème pneumologique	18
Figure 13: Graphe représentant le nombre de personnes admises en moyenne par moi avec un problème gastriques	19
Figure 14: Graphe représentant le nombre de personnes admises en moyenne par moi avec un problème traumatologique	19
Figures 15: Graphe représentant la prédition de la durée de séjour selon l'heure d'arrivée	20
Figure 16: Graphe représentant la prédition de la durée d'attente selon la	

pathologie	22
Figure 17: Nuage des points des résultats prédictifs et réels de la durée d'attente selon le code diagnostic	22
Figure 18: Graphe représentant les temps d'attentes réelles et prédictives(RandomForest)	22
Figure 19: Graphe représentant l'impact des variables sur la prédiction	22
Figure 20: Diagramme de Gantt représentant la priorité des patients selon des priorités CCMU	27
Figure 21: Diagramme de Gantt représentant l'utilisation des ressources du circuit long	30
Figures 22: Ontologie	31
Figure 23 : Valeurs prédictives par rapport aux valeurs réelles (Random Forest)	38
Figure 24 : Diagramme à barres représentant la comparaison des MSE sur les ensembles d'entraînement et de test	38

# Introduction

Les services d'urgence occupent une place importante dans le secteur des soins de santé, assurant des interventions médicales indispensables dans des situations de crise. Toutefois, la surcharge de ces services à l'échelle mondiale engendre des attentes prolongées, un stress accru au sein du personnel et une augmentation des erreurs médicales. L'épidémie de COVID-19 a mis en évidence l'importance des lits d'hôpitaux et les défis auxquels les systèmes de santé sont confrontés (OCDE 2023). En effet, malgré une croissance constante des effectifs dans le secteur médico-social, les craintes de pénurie persistent, en grande partie exacerbées par le vieillissement de la population, où 18 % des individus étaient âgés de 65 ans et plus en moyenne en 2021 (OCDE 2023).

Pour la France métropolitaine, hors services de santé des armées, le nombre annuel de passages s'établissait à 10,1 millions en 1996. Il a ensuite augmenté de 3,3 % par an en moyenne et atteint 21,2 millions de passages en 2019 (DREES 2021). Pour ces patients, les services d'urgence garantissent non seulement une prise en charge sanitaire de haut niveau mais également un filet de sécurité face à diverses situations de détresse, parfois d'ordre social (source). Afin de répondre à cette demande croissante, la gestion efficace des systèmes de santé devient impérative, avec un accent particulier sur l'optimisation des tâches et l'utilisation des ressources.

La logistique en santé, également connue sous le nom de logistique hospitalière, émerge comme un domaine crucial pour garantir le bon fonctionnement des établissements de santé. Plus récente que la logistique industrielle, la logistique hospitalière vise à optimiser les ressources matérielles, financières et humaines pour soutenir les opérations hospitalières (Costin 2010). Elle joue un rôle indispensable dans le processus de soins, ajoutant une valeur significative au domaine de la santé. Très souvent au sein des hôpitaux, la réalisation des activités qualifiées de « logistiques » repose largement sur des individus qui ne sont pas spécialisés dans la logistique, mais plutôt sur le personnel n'appartenant pas aux services d'approvisionnements ou de gestion du matériel, tel que le personnel soignant. Une réorganisation de ces activités logistiques se révèle particulièrement avantageuse, notamment en ce qui concerne ses répercussions sur les prestataires de soins. En effet, trop fréquemment, le personnel soignant se trouve contraint d'accomplir diverses tâches administratives au détriment des soins accordés aux patients (Costin 2010).

Dans ce contexte, notre rapport propose d'explorer des approches fondées sur la recherche opérationnelle pour améliorer la gestion et la planification des activités des Services des Urgences Adultes (SUA) du Centre Hospitalier Universitaire (CHU) de Lille. Le triage et la logistique hospitalière sont des éléments fondamentaux dans le domaine de la santé, nécessitant une étude approfondie de l'organisation et de la gestion des urgences. Ainsi, notre analyse du SUA du CHU de Lille offre une opportunité unique d'appréhender ces défis logistiques, avec l'objectif ultime d'améliorer l'efficacité des services d'urgence et d'optimiser la prestation de soins aux patients.

# I. Les problèmes de la logistique en santé

Les urgences hospitalières sont confrontées à des afflux de patients fluctuants qui mettent à l'épreuve la capacité des ressources disponibles, accentuant ainsi le besoin d'optimisation des opérations.

Les principaux problèmes comprennent les durées de séjour excessivement longues et les environnements de travail stressants pour le personnel médical. Dans ce contexte, la logistique en santé entre en jeu en tant que fondement de l'efficacité du traitement des urgences. Elle englobe l'ensemble des processus, depuis l'accueil des patients jusqu'à leur orientation finale. Ce système complexe est confronté à des défis constants tels que l'engorgement, la gestion des ressources humaines et matérielles, ainsi que l'ordonnancement des soins. Tous ces éléments nécessitent une analyse approfondie et des solutions innovantes pour garantir la qualité des soins et la sécurité des patients.

## I.1. Description du terrain d'expérimentation « les Services des Urgences

### **Adultes (SUA) du CHU de Lille »**

Dans cette section, nous explorons les spécificités du terrain d'expérimentation, en mettant l'accent sur les Services des Urgences Adultes (SUA) du CHU de Lille. En 2021, les Services d'urgence du CHU de Lille ont recensé 142 292 passages, cette unité hospitalière joue un rôle crucial dans le système de santé, et notre analyse se concentre sur les défis logistiques rencontrés dans la gestion des flux de patients et des ressources. Les SUA sont confrontés à divers défis liés à la gestion des urgences, notamment l'engorgement et la gestion optimale des ressources humaines et matérielles. Les urgences constituent une porte d'entrée critique pour les patients nécessitant des soins immédiats, ce qui implique une gestion efficace et rapide pour assurer la qualité des soins et la sécurité des patients.

Les SUA du CHU de Lille représentent un terrain d'expérimentation idéal pour l'optimisation des opérations dans les services d'urgence. Ils desservent une population variée et sont opérationnels 24/7, ce qui les confronte à des défis liés à la surcharge et à la variabilité des afflux de patients.

## **I.2. Définir les problèmes de l'ordonnancement aux SUA**

Au sein des SUA, nous identifions et définissons les problèmes spécifiques liés à l'ordonnancement des activités. Cela inclut l'analyse des processus existants, des protocoles d'ordonnancement et des obstacles rencontrés dans la coordination des soins.

L'ordonnancement aux SUA concerne la planification et la priorisation des activités de soins pour les patients en fonction de la gravité de leur état, des ressources disponibles et des contraintes opérationnelles. Les problèmes d'ordonnancement peuvent inclure des délais

d'attente prolongés, une utilisation inadéquate des ressources et des conflits dans l'affectation du personnel, impactant négativement l'expérience du patient et l'efficacité des soins

### I.3. Analyse de la visite des SUA

Étant donné le rôle des services d'urgence dans le système de santé, des inquiétudes ont été exprimées quant à leur avenir. Un problème saillant est la congestion des services, souvent attribuée à une gestion logistique inadéquate. Cette difficulté récurrente souligne la nécessité de comprendre et de maîtriser les facteurs contributifs.

**L'afflux massif de patients dans les services d'urgence hospitaliers représente l'un des principaux défis logistiques rencontrés.** Les implications de cet afflux se manifestent à plusieurs niveaux, affectant la qualité des soins et mettant à l'épreuve les ressources disponibles.

Le processus de soins dans les services d'urgence est souvent entravé par des inefficacités, entraînant des retards et une utilisation sous optimale des ressources médicales. L'identification des lacunes dans ces processus est cruciale pour améliorer l'efficacité globale des soins.

**Les problèmes structurels, tels que la diminution des effectifs et les pannes informatiques,** peuvent compromettre la capacité des services d'urgence à fonctionner de manière fluide. Une analyse approfondie de ces problèmes structurels est essentielle pour élaborer des solutions durables.

**Les défis logistiques incluent la gestion des flux de patients, l'optimisation des ressources et la coordination des équipes médicales.** Des stratégies logistiques innovantes sont nécessaires pour surmonter ces défis et garantir une prestation de soins efficace.

**Le manque de lits disponibles pour les patients nécessitant une hospitalisation aggrave la congestion des services d'urgence.** Identifier des solutions pour augmenter la capacité d'accueil est impératif pour répondre à cette contrainte.

L'augmentation de la charge de travail du personnel médical peut entraîner une fatigue et une diminution de l'efficacité des soins. Des stratégies visant à répartir la charge de travail de manière équilibrée sont essentielles pour maintenir des niveaux élevés de prestation de soins.

**La saturation du système de santé, en raison de la surutilisation des services d'urgence, met en péril la capacité du système à répondre efficacement aux besoins médicaux.** Des mesures doivent être prises pour prévenir la saturation et améliorer la résilience du système.

L'ensemble de ces facteurs contribue à la détérioration potentielle de la qualité des soins dispensés. Il est impératif d'**identifier les points critiques où la qualité des soins est compromise et de mettre en place des initiatives pour y remédier.**

Tout comme les problèmes rencontrés par les équipes, les solutions qui peuvent y être apportées sont multifactorielles, et dépendent bien souvent également des structures, des organisations et des personnes . En tout état de cause, elles doivent prendre en compte à la fois l'amont, l'intra et l'aval des services.

Dans le milieu hospitalier, la distinction entre amont, intra et aval est importante pour comprendre comment les différentes parties interagissent dans le processus de traitement des urgences. Les éléments en amont représentent les points d'entrée des patients dans le système de soins, les éléments intra représentent les ressources et systèmes utilisés pour prodiguer les soins et les éléments en aval représentent les destinations finales des patients après les soins d'urgences. Cette distinction contribue à une meilleure compréhension et à une meilleure organisation des flux de travail et des processus de soins.

C'est donc pour modéliser l'environnement des SUA que nous avons fait un diagramme de contexte:

Zone	Eléments
AMONT	Accueil SAMU: C'est le premier point de contact pour de nombreuses urgences médicales. Le SAMU est chargé de recevoir les appels d'urgence et de coordonner les interventions médicales.
	Accueil standard: Cette entité reçoit les patients urgents qui arrivent par leurs propres moyens et les oriente vers les services appropriés de l'hôpital.
	Standard téléphonique: C'est le point central où les appels téléphoniques vers l'hôpital sont reçus et traités. Il peut s'agir d'appels de patients, de proches, de partenaires médicaux ou d'autres entités.
INTRA	Ressources matérielles: Ces ressources incluent les équipements médicaux, les fournitures et les infrastructures nécessaires pour prendre en charge les patients en situation d'urgence. Cela peut inclure des appareils de diagnostic, des lits d'urgence, des médicaments, etc.
	Systèmes hospitaliers: Il s'agit de l'ensemble des systèmes d'information et de gestion utilisés dans l'hôpital pour

	organiser les soins, gérer les dossiers des patients, affecter les ressources, etc.
AVAL	Service d'hospitalisation: Une fois que les patients ont reçu les premiers soins d'urgence et ont été stabilisés, ils peuvent être dirigés vers les services d'hospitalisation appropriés pour un traitement continu ou des soins spécialisés.

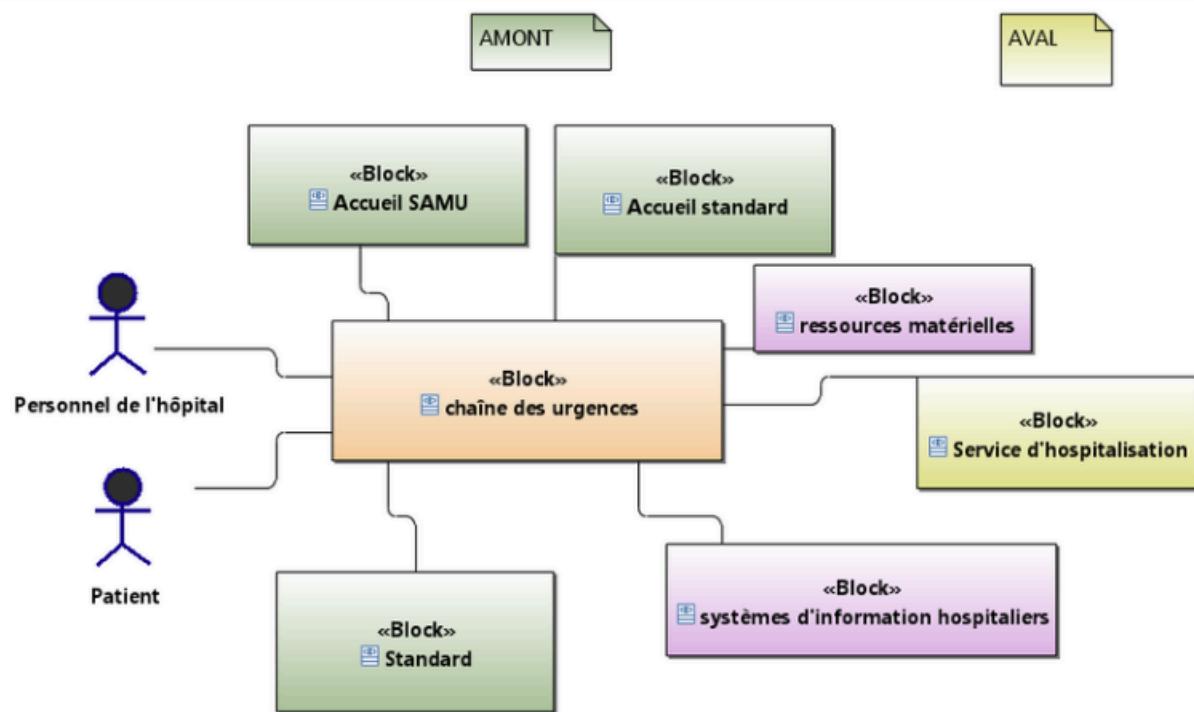


Figure 1: Diagramme de contexte de la chaîne des urgences

Afin de mieux visualiser le parcours patient, voici la modélisation:

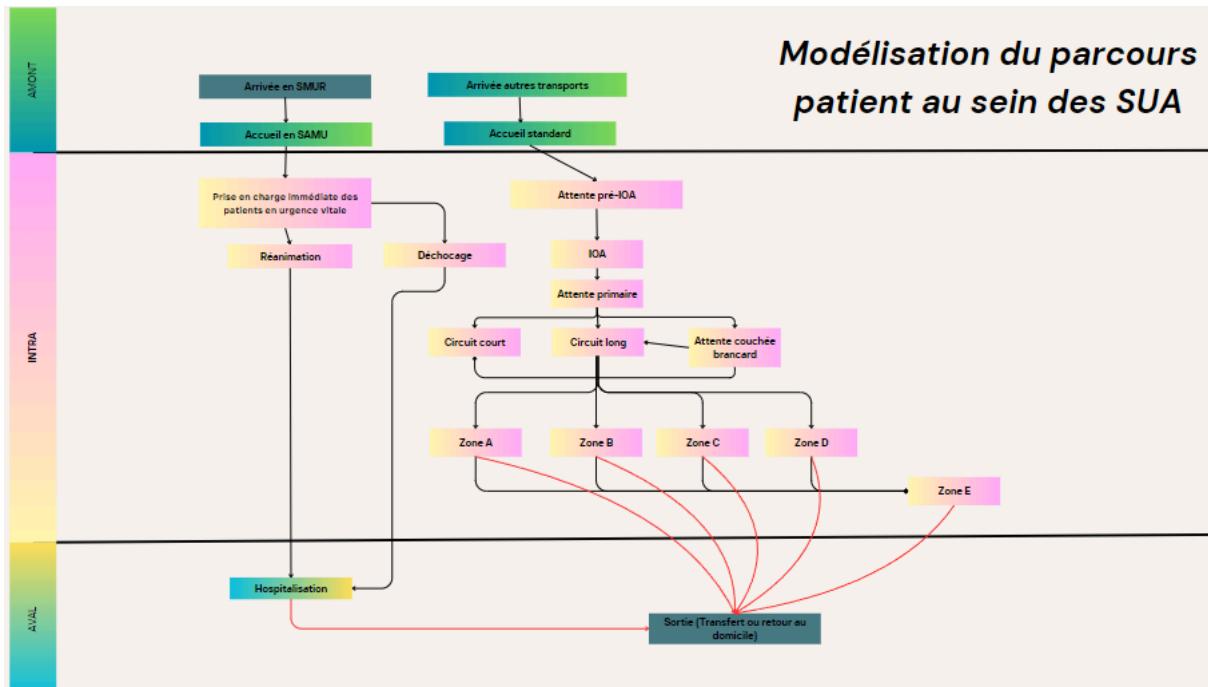


Figure 2: Flowchart du parcours patient au sein des urgences

Les patients arrivent aux services d'urgence par différents moyens, que ce soit par le biais du SMUR ou d'autres modes de transport. À leur arrivée, ils sont accueillis soit par le SAMU pour les cas urgents, soit de manière standard.

Une fois accueillis, les patients sont soumis à une évaluation initiale pour déterminer leur état de santé. Pour les cas urgents vitaux, une prise en charge immédiate est mise en place, pouvant inclure une réanimation ou un déchoquage. Les patients moins critiques attendent une évaluation initiale structurée, appelée IOA, qui établit leur priorité et leur orientation dans le circuit des urgences.

Après l'IOA, les patients sont placés en attente primaire avant de passer aux différentes étapes de leur parcours au sein des urgences. Ils peuvent être dirigés vers un circuit court pour des cas moins complexes nécessitant une intervention rapide, ou vers un circuit long pour des cas plus complexes nécessitant des investigations et des soins prolongés. Les patients sont également orientés vers différentes zones de soins, telles que la Zone A pour des soins spécifiques ou immédiats, ou les Zones B à E (zone tampon d'attente de transfert), des zones spécialisées offrant des soins adaptés à leur condition. Pendant ce temps, certains patients peuvent être placés en attente sur un brancard.

Si nécessaire, les patients sont ensuite hospitalisés pour recevoir des soins plus poussés. Après les soins, ils peuvent être transférés vers d'autres services pour des soins spécialisés ou retournent chez eux si leur état le permet. Ce processus complet, du tri initial à la sortie, assure une prise en charge efficace et adaptée à chaque patient dans les services d'urgence.

### **I.3.1 Identification des problèmes : en amont**

Le vieillissement de la population, la facilité d'accès aux urgences, les épidémies saisonnières, la difficulté d'accès à des soins non programmés, la comparaison du système de santé, l'augmentation de l'afflux des patients, la présence de patients non urgents et l'impact sur la charge de travail en cas de tension sont autant de facteurs en amont qui exacerbent les problèmes en intra.

### **I.3.2 Identification des problèmes : en intra**

La pénurie des ressources humaines, le ratio patients/médecins, les erreurs d'évaluation de l'état du patient, l'organisation complexe et la gestion difficile du SUA, le manque d'outils d'aide à la décision, les problèmes structurels tels que l'éloignement des services, le temps d'attente accru, la détérioration de l'état de santé des patients, les erreurs médicales et la réduction de la qualité des soins sont des problèmes internes qui nécessitent une attention particulière.

### **I.3.3 Identification des problèmes : en aval**

L'augmentation de la durée du séjour aux urgences, le délai d'attente pour un lit d'hospitalisation, l'inadéquation entre l'augmentation des hospitalisations et la diminution des lits, la coordination insuffisante entre le SU et le service d'aval, la saturation de l'aval des urgences, la réduction de la qualité des soins, l'augmentation des erreurs médicales et le détournement des ambulances sont autant de défis rencontrés en aval.

### **I.3.4 Investissement dans l'amélioration des structures et de la logistique.**

L'investissement dans l'amélioration des structures et de la logistique, y compris des formations continues pour le personnel de santé, le développement d'outils d'aide à la décision, le renforcement de la coordination entre médecins traitants et spécialistes, des campagnes d'information pour orienter les patients vers des alternatives, et le développement d'outils de prévision pour ajuster les ressources, représente une approche proactive pour résoudre ces problèmes.

## **I.4. Cibles d'amélioration**

Dans cette optique, des cibles d'amélioration spécifiques ont été identifiées pour chaque phase du processus de gestion des urgences.

En amont, il est essentiel de renforcer la coordination entre les médecins traitants et les spécialistes. Une meilleure collaboration entre ces professionnels de la santé peut garantir une évaluation plus rapide et précise des besoins médicaux des patients dès leur arrivée aux services d'urgence. Parallèlement, des campagnes d'information sont nécessaires pour orienter les patients vers des alternatives de soins adaptées à leur situation, réduisant ainsi

la pression sur les services d'urgence. De plus, le développement d'outils de prévision peut permettre d'ajuster les ressources disponibles en fonction des fluctuations prévisibles de la demande.

En intra, des investissements sont nécessaires pour améliorer les structures et la logistique des services d'urgence. Cela inclurait l'optimisation des flux de patients, l'agencement des salles d'attente et l'acquisition d'équipements médicaux de pointe. Parallèlement, la formation continue du personnel de santé est cruciale pour garantir des pratiques de soins efficaces et conformes aux normes de qualité. Le développement d'outils d'aide à la décision peut également soutenir les professionnels de la santé dans leurs décisions cliniques, en améliorant la rapidité et la précision des diagnostics et des traitements.

En aval, une coordination efficace avec les services de post-urgence est essentielle pour assurer une transition fluide des patients vers les soins appropriés après leur départ des services d'urgence. Il est également nécessaire de développer des stratégies pour anticiper les besoins en lits d'hospitalisation, en tenant compte des tendances saisonnières et des fluctuations de la demande. Enfin, l'exploration de solutions alternatives, telles que les soins à domicile ou les services de soins de transition, peut contribuer à libérer des lits d'hôpital pour les patients nécessitant une prise en charge plus intensive.

## II. Analyse de l'Amont des SUA

L'amont des urgences représente toute la partie qui précède l'entrée réelle des patients dans le service de soins (i.e. avant l'étape d'enregistrement et l'orientation des patients dans les différents circuits).

### II.1. Analyse statistique des bases de données réelles des SUA

Cette étude a été menée en utilisant un ensemble de données issues de la base de données sur 4 ans (juin 2016 à juin 2020) du SUA du CHU de Lille, recensant différents types de données (identification du patient, parcours du patient de l'arrivée à la sortie). Avant d'entreprendre toute démarche de modélisation et de prévision, il est impératif d'effectuer des analyses préliminaires des séries de données utilisées, en identifiant d'éventuelles caractéristiques essentielles telles que les tendances saisonnières, les variations cycliques, les tendances générales, les valeurs aberrantes, ainsi que d'autres fluctuations significatives au sein de la série.

#### II.1.1. Affluence (par heure, jour, mois, année)

##### II.1.1.1. Les résultats et leurs analyses

Figures	Analyse
<p>Figure 3: Graphe représentant le nombre d'arrivées aux urgences par heure</p>	<p>Nous pouvons tirer deux observations de ces résultats:</p> <ul style="list-style-type: none"> <li>- Les patients commencent à affluer aux urgences à partir de 8 heures. On peut constater un pic d'activité en milieu de journée, suggérant une plus grande affluence pendant les heures normales d'activité et une possible baisse pendant les heures nocturnes.</li> <li>- Le nombre d'arrivées aux urgences par mois ne diffère pas de manière significative tout au long de l'année, on note toutefois, une différence pour les mois de printemps/été par rapport à la période automnale/hivernale, où les fréquentations sont plus</li> </ul>

Figures	Analyse
<p>Figure 4: Graphe représentant le nombre d'arrivées aux urgences par mois (en moyenne)</p>	<p>importantes dû certainement aux pics épidémiques hivernaux. Globalement, la distribution mensuelle montre des variations qui pourraient être influencées par des facteurs saisonniers (ex: grippe en hiver ou blessures liées aux activités en été).</p>

#### II.1.1.2. Intérêt de l'étude

L'observation du nombre d'arrivées aux urgences par heure et par mois, permet d'identifier les pics de fréquentation, aidant ainsi à optimiser le personnel et les ressources nécessaires, et ainsi réduire les temps d'attente pour les patients.

### II.1.2. Observations selon les années

#### II.1.2.1. Les résultats et leurs analyses

Graphe	Analyse
<p>Figure 5: Graphe représentant le nombre de patients admis aux SUA de Lille par année</p>	<p>En observant ces résultats, nous comprenons que nous ne pouvons porter notre analyse que sur les années [2017;2019] car les années 2016 et 2019 sont tronquées. Le nombre d'admission par année est plus ou moins 83000 au cours des 3 années.</p>

### II.1.2.2. Intérêt de l'étude

L'étude basée sur cette base de données est donc essentielle pour comprendre les dynamiques d'admission dans les services d'urgence et peut servir de fondement pour l'amélioration de la gestion des urgences et la planification stratégique dans le secteur de la santé.

### II.1.3. Durée de séjour

#### II.1.3.1. Les résultats et leurs analyses

Graphe	Analyse
	<p>La distribution des durées de séjour et la moyenne par code CCMU indiquent le temps que les patients passent dans l'unité d'urgence. Selon l'OCDE, la pression sur les lits d'hôpitaux est un enjeu global, et ces graphiques illustrent comment la surcharge des urgences peut impacter la durée de séjour. La variabilité et les temps prolongés pourraient refléter une insuffisance de ressources pour répondre à la demande, exacerbée par l'impact de la pandémie de COVID-19.</p>
	<p>Concernant la durée de séjour totale en heures pour chaque patient (de son arrivée à sa sortie), la majorité des patients passe moins de 10 heures aux urgences (Figure du dessus).</p> <p>La durée de séjour varie en fonction du code CCMU, qui est un indicateur de la gravité de la situation médicale. On constate que plus le code CCMU est élevé, plus la durée de séjour moyenne est élevée (Figure du dessous).</p> <p>Les codes sont associés à des séjours plus longs, suggérant une complexité plus élevée des cas ou une nécessité de soins plus approfondis.</p>

Figure 6: Graphe représentant la distribution des durées de séjour

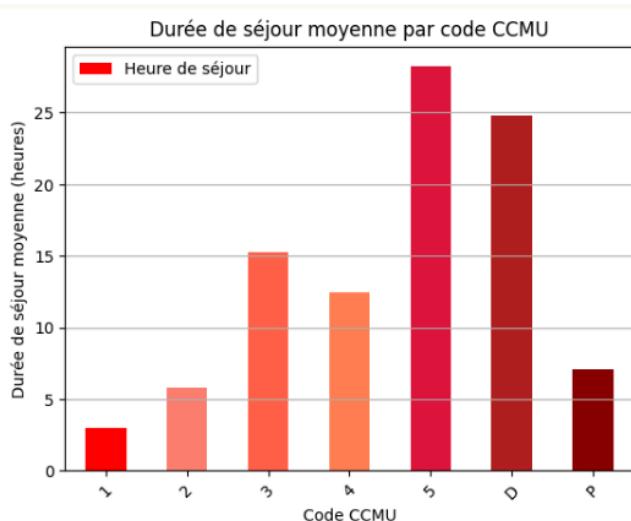


Figure 7: Graphe représentant la durée de séjour moyenne par code CCMU

Graphe	Analyse																						
<p>Durée d'attente moyenne selon le code CCMU</p> <table border="1"> <thead> <tr> <th>Code CCMU</th> <th>Durée d'attente moyenne</th> </tr> </thead> <tbody> <tr><td>1</td><td>~115</td></tr> <tr><td>2</td><td>~138</td></tr> <tr><td>P</td><td>~142</td></tr> <tr><td>3</td><td>~128</td></tr> <tr><td>5</td><td>~40</td></tr> <tr><td>4</td><td>~62</td></tr> <tr><td>D</td><td>~32</td></tr> </tbody> </table>	Code CCMU	Durée d'attente moyenne	1	~115	2	~138	P	~142	3	~128	5	~40	4	~62	D	~32	<p>Ces graphiques mettent en lumière le temps d'attente associé à différents niveaux de triage (CCMU) et diagnostics. Une attente prolongée est souvent un symptôme de la surcharge des services d'urgence, comme mentionné dans votre texte.</p>						
Code CCMU	Durée d'attente moyenne																						
1	~115																						
2	~138																						
P	~142																						
3	~128																						
5	~40																						
4	~62																						
D	~32																						
<p>Durée de séjour moyenne en fonction des 10 codes de diagnostic les plus fréquents</p> <table border="1"> <thead> <tr> <th>Code diagnostic principal</th> <th>Durée de séjour moyenne en minutes</th> </tr> </thead> <tbody> <tr><td>R06.0</td><td>~480</td></tr> <tr><td>K08.8</td><td>~125</td></tr> <tr><td>R10.4</td><td>~390</td></tr> <tr><td>K04.0</td><td>~115</td></tr> <tr><td>K12.2</td><td>~170</td></tr> <tr><td>S83.4</td><td>~155</td></tr> <tr><td>R51</td><td>~435</td></tr> <tr><td>R53.+1</td><td>~390</td></tr> <tr><td>R07.4</td><td>~345</td></tr> <tr><td>K04.7</td><td>~100</td></tr> </tbody> </table> <p>• Douleurs abdominales, autres et non précisées (R10.4 )    • Douleur thoracique, sans précision (R07.4)    • Malaise (R53.+1 )    • Céphalée ( R51 )    • Dyspnée( R06.0 )    • Autres affections précisées des dents et du parodonte (K08.8)    • Pulpite(K04.0 )    • Abcès périapical (sans fistule) K04.7</p>	Code diagnostic principal	Durée de séjour moyenne en minutes	R06.0	~480	K08.8	~125	R10.4	~390	K04.0	~115	K12.2	~170	S83.4	~155	R51	~435	R53.+1	~390	R07.4	~345	K04.7	~100	<p>L'augmentation des attentes peut être directement corrélée à des problèmes logistiques internes, tels que la gestion des lits et l'allocation du personnel soignant.</p> <p>Ici, on observe que les temps d'attente les plus courts sont accordés aux patients déjà décédés et aux patients dont le pronostic vital est engagé. Concernant le graphe illustrant la durée d'attente selon le code diagnostic, on observe que les patients atteints de dyspnée, douleurs abdominales, céphalées, malaises et de douleurs thoraciques ont le temps d'attente le plus élevé, parmi les 10 codes diagnostics les plus attribués.</p>
Code diagnostic principal	Durée de séjour moyenne en minutes																						
R06.0	~480																						
K08.8	~125																						
R10.4	~390																						
K04.0	~115																						
K12.2	~170																						
S83.4	~155																						
R51	~435																						
R53.+1	~390																						
R07.4	~345																						
K04.7	~100																						

Figure 9: Graphe représentant la durée de séjour moyen pour les 10 codes diagnostics les plus attribués

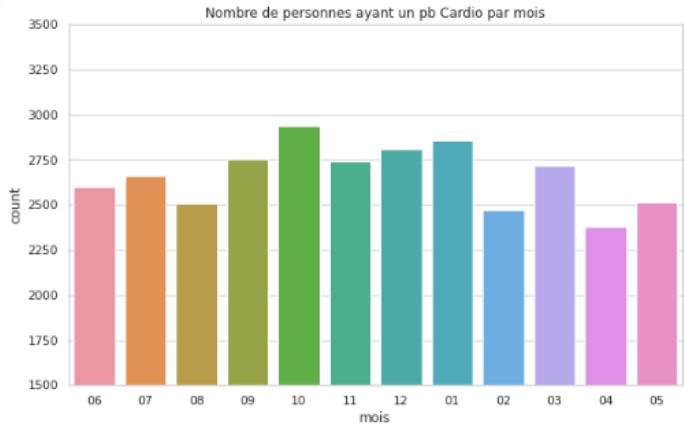
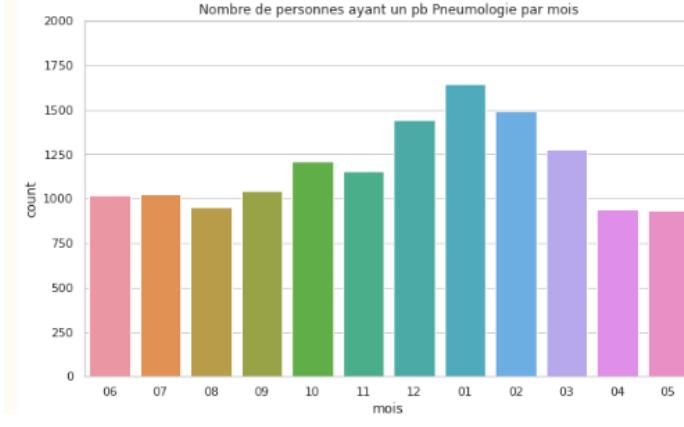
Graphe	Analyse																
<table border="1"> <thead> <tr> <th></th> <th>ferié</th> <th>weekend</th> <th>Durant la semaine</th> </tr> </thead> <tbody> <tr> <td>count</td> <td>6534.0</td> <td>89491.0</td> <td>208272.0</td> </tr> <tr> <td>mean</td> <td>109.7038567493113</td> <td>114.55516197159491</td> <td>135.45441537988785</td> </tr> <tr> <td>std</td> <td>113.1090929858277</td> <td>114.34187486364776</td> <td>128.87403574308133</td> </tr> </tbody> </table>		ferié	weekend	Durant la semaine	count	6534.0	89491.0	208272.0	mean	109.7038567493113	114.55516197159491	135.45441537988785	std	113.1090929858277	114.34187486364776	128.87403574308133	<p>On observe une distribution étendue des durées d'attente, avec des valeurs extrêmes (outliers) allant jusqu'à environ 1500 minutes (25 heures).</p> <p>Les boîtes à moustaches montrent une médiane et une moyenne qui varient en fonction du type de jour.</p> <p><b>Jours fériés :</b> On remarque une durée moyenne d'attente inférieure comparée aux week-ends et aux jours de semaine, avec moins de variations dans les durées d'attente comme l'indique la "std". Cela pourrait s'expliquer par une affluence moins importante les jours fériés.</p> <p><b>Weekends :</b> Les durées d'attente moyennes augmentent légèrement pendant les week-ends, et la variabilité semble plus élevée que les jours fériés, suggérant des afflux de patients plus imprévisibles.</p> <p><b>Jours de semaine :</b> Les durées d'attente moyennes sont les plus élevées pendant les jours de semaine, avec également la plus grande variabilité. Cela peut refléter la routine quotidienne où les urgences reçoivent plus de patients et où les opérations régulières de l'hôpital sont en cours.</p>
	ferié	weekend	Durant la semaine														
count	6534.0	89491.0	208272.0														
mean	109.7038567493113	114.55516197159491	135.45441537988785														
std	113.1090929858277	114.34187486364776	128.87403574308133														

### II.1.3.2. Intérêt de l'étude

Le but de cette analyse était de pouvoir soutirer des informations pour pouvoir planifier une gestion des ressources adaptée et pour développer des stratégies d'amélioration de l'efficacité du service d'urgence. L'analyse reflète l'importance d'optimiser le triage et la gestion du flux de patients pour assurer une prise en charge rapide et efficace, en accord avec les préoccupations soulevées par les défis actuels des systèmes de santé, notamment en termes de disponibilité des lits et de gestion de la demande croissante.

## II.1.4. Pathologie

### II.1.4.1. Les résultats et leurs analyses

Graphe	Analyse																										
 <p>Nombre de personnes ayant un pb Cardio par mois</p> <table border="1"> <thead> <tr> <th>mois</th> <th>count</th> </tr> </thead> <tbody> <tr><td>06</td><td>2600</td></tr> <tr><td>07</td><td>2700</td></tr> <tr><td>08</td><td>2500</td></tr> <tr><td>09</td><td>2800</td></tr> <tr><td>10</td><td>2950</td></tr> <tr><td>11</td><td>2750</td></tr> <tr><td>12</td><td>2850</td></tr> <tr><td>01</td><td>2900</td></tr> <tr><td>02</td><td>2450</td></tr> <tr><td>03</td><td>2700</td></tr> <tr><td>04</td><td>2400</td></tr> <tr><td>05</td><td>2550</td></tr> </tbody> </table>	mois	count	06	2600	07	2700	08	2500	09	2800	10	2950	11	2750	12	2850	01	2900	02	2450	03	2700	04	2400	05	2550	<p>Ces graphiques reflètent la saisonnalité de certaines affections, comme une augmentation des problèmes cardiaques pendant les mois froids, probablement liés au stress thermique, et des problèmes pulmonaires, qui peuvent s'aggraver lors de pics de pollution ou d'épidémies de maladies respiratoires.</p>
mois	count																										
06	2600																										
07	2700																										
08	2500																										
09	2800																										
10	2950																										
11	2750																										
12	2850																										
01	2900																										
02	2450																										
03	2700																										
04	2400																										
05	2550																										
 <p>Nombre de personnes ayant un pb Pneumologie par mois</p> <table border="1"> <thead> <tr> <th>mois</th> <th>count</th> </tr> </thead> <tbody> <tr><td>06</td><td>1050</td></tr> <tr><td>07</td><td>1050</td></tr> <tr><td>08</td><td>950</td></tr> <tr><td>09</td><td>1050</td></tr> <tr><td>10</td><td>1200</td></tr> <tr><td>11</td><td>1150</td></tr> <tr><td>12</td><td>1450</td></tr> <tr><td>01</td><td>1650</td></tr> <tr><td>02</td><td>1500</td></tr> <tr><td>03</td><td>1350</td></tr> <tr><td>04</td><td>950</td></tr> <tr><td>05</td><td>950</td></tr> </tbody> </table>	mois	count	06	1050	07	1050	08	950	09	1050	10	1200	11	1150	12	1450	01	1650	02	1500	03	1350	04	950	05	950	<p>Figure 11: Graphe représentant le nombre de personnes admises en moyenne par moi avec un problème cardiaque</p> <p>Figure 12: Graphe représentant le nombre de personnes admises en moyenne par moi avec un problème pneumologique</p>
mois	count																										
06	1050																										
07	1050																										
08	950																										
09	1050																										
10	1200																										
11	1150																										
12	1450																										
01	1650																										
02	1500																										
03	1350																										
04	950																										
05	950																										

Graphe	Analyse																										
<table border="1"> <caption>Data for Figure 13: Nombre de personnes ayant un pb gastro par mois</caption> <thead> <tr> <th>Mois</th> <th>Count</th> </tr> </thead> <tbody> <tr><td>06</td><td>3850</td></tr> <tr><td>07</td><td>4000</td></tr> <tr><td>08</td><td>3900</td></tr> <tr><td>09</td><td>4100</td></tr> <tr><td>10</td><td>4250</td></tr> <tr><td>11</td><td>4050</td></tr> <tr><td>12</td><td>4000</td></tr> <tr><td>01</td><td>4150</td></tr> <tr><td>02</td><td>3650</td></tr> <tr><td>03</td><td>3450</td></tr> <tr><td>04</td><td>3500</td></tr> <tr><td>05</td><td>3800</td></tr> </tbody> </table>	Mois	Count	06	3850	07	4000	08	3900	09	4100	10	4250	11	4050	12	4000	01	4150	02	3650	03	3450	04	3500	05	3800	<p>Les tendances indiquent qu'il y a peu de variabilité tout au long de l'année pour admissions en raison de problèmes gastro-intestinaux. L'augmentation des cas traumatiques peut coïncider avec des périodes de vacances ou des activités extérieures plus fréquentes.</p>
Mois	Count																										
06	3850																										
07	4000																										
08	3900																										
09	4100																										
10	4250																										
11	4050																										
12	4000																										
01	4150																										
02	3650																										
03	3450																										
04	3500																										
05	3800																										
<table border="1"> <caption>Data for Figure 14: Nombre de personnes ayant un pb traumato par mois</caption> <thead> <tr> <th>Mois</th> <th>Count</th> </tr> </thead> <tbody> <tr><td>06</td><td>5500</td></tr> <tr><td>07</td><td>5300</td></tr> <tr><td>08</td><td>4900</td></tr> <tr><td>09</td><td>5700</td></tr> <tr><td>10</td><td>5600</td></tr> <tr><td>11</td><td>5200</td></tr> <tr><td>12</td><td>4900</td></tr> <tr><td>01</td><td>4950</td></tr> <tr><td>02</td><td>4550</td></tr> <tr><td>03</td><td>4800</td></tr> <tr><td>04</td><td>4350</td></tr> <tr><td>05</td><td>4850</td></tr> </tbody> </table>	Mois	Count	06	5500	07	5300	08	4900	09	5700	10	5600	11	5200	12	4900	01	4950	02	4550	03	4800	04	4350	05	4850	
Mois	Count																										
06	5500																										
07	5300																										
08	4900																										
09	5700																										
10	5600																										
11	5200																										
12	4900																										
01	4950																										
02	4550																										
03	4800																										
04	4350																										
05	4850																										

#### II.1.4.2. Intérêt de l'étude

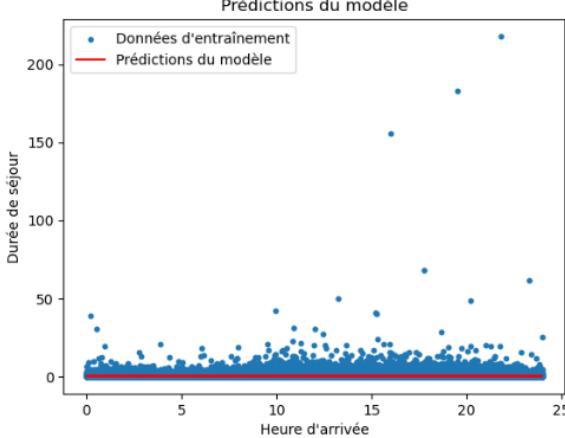
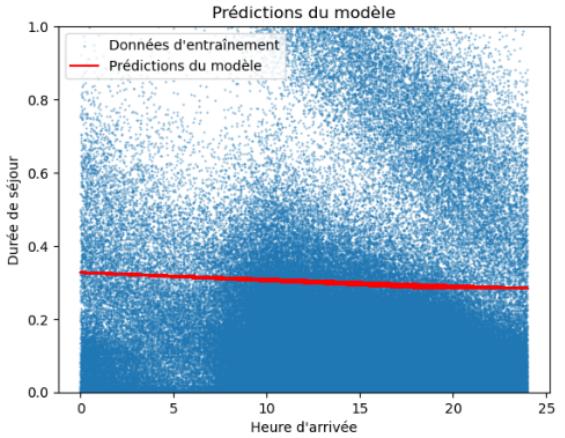
En examinant les problèmes cardiaques et pulmonaires par mois, il serait utile de comprendre les tendances saisonnières de ces affections pour anticiper les besoins en spécialistes et équipements, améliorant ainsi les soins prodigués.

Les variations saisonnières des problèmes gastro-intestinaux et traumatiques par mois pourraient être étudiées pour adapter les protocoles de soins et prévenir les engorgements saisonniers, en ajustant les plannings du personnel et la disponibilité des salles de traitement.

## II.2. Apprentissage et prédition

### II.2.1. Prédition de la durée de séjour en fonction de l'heure d'arrivée

#### II.2.1.1. Les courbes

Graphe	Analyse
  <p>Figures 15: Graphe représentant la prédition de la durée de séjour selon l'heure d'arrivée</p>	<p>On a utilisé un réseau de neurones pour prédire la durée de séjour en fonction de l'heure d'arrivée. En utilisant cette seule variable, on remarque que la droite est pratiquement horizontale : l'heure d'arrivée seule ne permet pas de déterminer la durée de séjour. Cela montre que les ressources disponibles (permettant la prise en charge) au cours de la journée varient presque exactement comme le flux d'arrivée des patients.</p> <p>Ce type de prédition permet donc d'observer les éventuels points posant problème aux urgences.</p>

#### II.2.1.2. Intérêt de l'étude

Une analyse des prédictions du modèle serait nécessaire pour évaluer la précision des modèles prédictifs dans l'anticipation de la durée de séjour, permettant ainsi une meilleure planification des ressources et une réduction des temps d'attente.

### II.2.2. Prédition de la durée du traitement

#### II.2.2.1. Les courbes

Voir [annexe](#).

#### II.2.2.2. Analyse

La durée de traitement commence à la prise en charge du patient par le personnel médical, jusqu'à sa sortie. Plusieurs modèles prédictifs ont été testés dans le but de pouvoir prédire cette durée de traitement. Les variables utilisées ont été choisies dans le but de pouvoir prédire au plus tôt la durée de traitement. Il s'agissait donc de variables accessibles plus ou moins rapidement après l'admission du patient et avant sa prise en charge (date d'arrivée, code CCMU, examens complémentaires) ainsi que des variables pouvant influencer la durée de traitement telles que l'âge.

Voici les différents modèles testés : Régression linéaire, Random Forest, Gradient boosting et Elastic net. Les valeurs de MSE (Mean Squared Error) et MAE (Mean Absolute Error) sont représentées en [annexe](#). Globalement, les valeurs de MSE sur le jeu de test avaient tendance à être beaucoup plus élevées que sur le jeu d'entraînement, ce qui suggère un phénomène de surajustement.

#### II.2.2.3. Intérêt de l'étude

Cette étude de prédiction de la durée de traitement aux urgences permet d'optimiser les ressources. En effet, en prévoyant avec la meilleure précision possible la durée de traitement, les services d'urgences peuvent, entre autres, mieux planifier l'utilisation des ressources humaines (personnel) et matérielles (lits, équipements etc.).

### II.2.3. Prédiction du temps d'attente par pathologie

#### II.2.3.1. Les résultats et leurs analyses

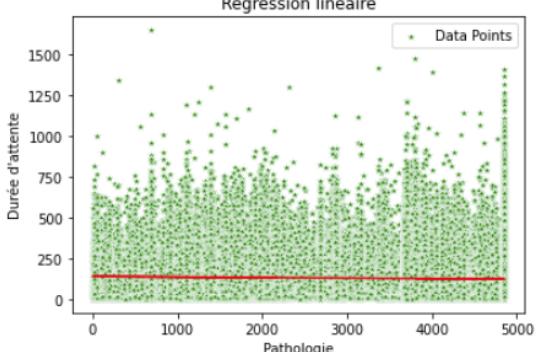
Courbe	Analyse
	<p>Au début, on a utilisé le modèle de régression linéaire simple pour prédire la durée d'attente en fonction du code de diagnostic. Après la visualisation des données, on s'est rendu compte que nos données ne sont pas linéaires. Le Mean squared error MSE= 15494.872863297547 , est plutôt élevé dans notre cas, vu que la valeur maximale des temps d'attentes est 1652.0 min</p>

Figure 16: Graphe représentant la prédition de la durée d'attente selon la pathologie

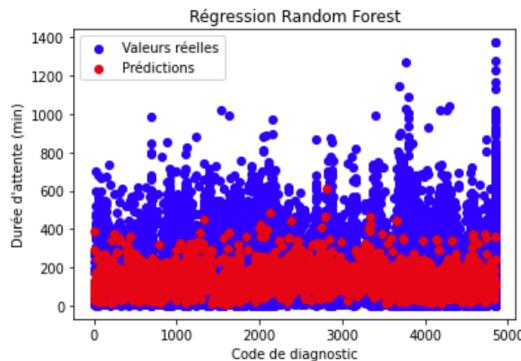


Figure 17: Nuage des points des résultats prédites et réelles de la durée d'attente selon le code diagnostic

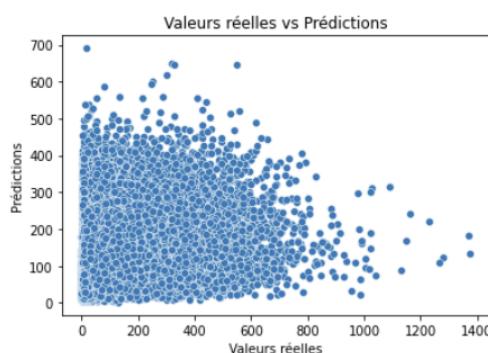


Figure 18: Graphe représentant les temps d'attentes réelles et prédictes(RandomForest)

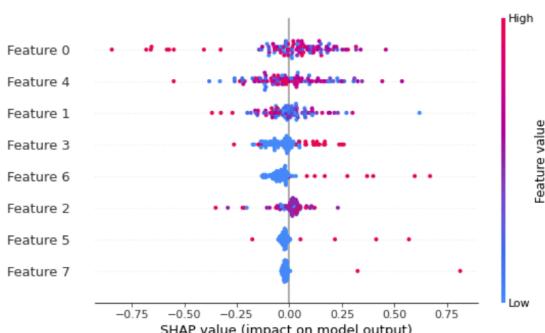


Figure 19: Graphe représentant l'impact des variables sur la prédition

Par conséquent, on a testé le modèle de de régression du Random Forest, avec les mêmes données, sauf qu'on a obtenu une erreur plutôt élevé (MSE: 14929.687673370552)

On a essayé de faire de la prédition avec plus de données. On a ajouté, le code CCMU, la spécialité(neurologie, cardio...), le code de diagnostic, l'âge et l'ensemble des examens. Sauf que cette solution n'a pas vraiment amélioré les données.

Finalement, pour cette prédition, nous avons utilisé la méthode SHAP afin de comprendre l'impact des variables sur la prédition. Les variables 0,4 et un peu moins 2, correspondant respectivement à la spécialité, le code de diagnostic et le code ccmu, ont un impact plus positif sur la prédition.

#### II.2.4.3. Intérêt de l'étude

Une prédition peut être intégrée dans les systèmes de gestion des ressources. En anticipant la durée d'attente requise pour chaque maladie, les établissements de santé peuvent optimiser l'élargissement de leurs ressources en personnel, équipements et mobilier. Cela favorise l'amélioration de l'efficacité des opérations et la diminution des retards superflus.

### II.2.4. Prédiction de l'orientation des patients

#### II.2.4.1. Analyse

On utilise un RandomForest prenant certaines informations des patients (résultats d'analyse, âge, moyen d'arrivée, pathologie...) et proposant en retour un service vers lequel l'affecter. On obtient un algorithme avec 81% de précision.

#### II.2.4.2. Intérêt de l'étude

Ce type d'algorithme peut être intégré dans un logiciel de gestion au SUA. En proposant une affectation, il évite au médecin de devoir taper dans un logiciel, qui à la place aura simplement à cliquer un bouton ("accepter l'affectation", par exemple). Cette prédition pourrait donc être très utile intégrée dans un logiciel de gestion des lits d'aval.

### III. Analyse de l'Intra des SUA

L'intra urgence est composé d'un accueil administratif, des salles d'attente ( primaire, secondaire), deux box de triage, un circuit court, un circuit long et une zone de transfert (nommée zone E). La zone E est une zone d'attente tampon utilisée par les patients qui ont besoin d'une hospitalisation pour attendre qu'un lit disponible dans les services d'aval concernés leur soit attribué.

#### III.1. Modélisation mathématique du parcours patient

##### III.1.1. Définir les variables et les paramètres de décision

###### Variables de décision:

$x_{ijt}$ : variable binaire indiquant si le patient  $i$  est pris en charge par le personnel  $j$  au temps  $t$

$y_{ikt}$ : variable binaire indiquant si le patient  $i$  est affecté à la salle  $k$  au temps  $t$ .

$M_{kt}$  : Variable binaire ou continue représentant l'utilisation des ressources (matérielles) au temps  $t$  pour la salle  $k$ .

###### Paramètres:

$D_i$ : durée de prise en charge du patient  $i$ .

$A_i$ : heure d'arrivée du patient  $i$ .

$T$ : nombre total de créneaux temporels disponibles.

$C_k$ : capacité de la salle  $k$

$P_j$ : disponibilité du personnel  $j$

##### III.1.2. Définir les différentes contraintes

Assignation des patients : Chaque patient doit être pris en charge une seule fois.

$$\sum_{j=1}^m \sum_{k=1}^l \sum_{t=A(i)}^T x_{ijt} \cdot y_{ikt} = 1, \quad \forall i$$

Capacité des salles : Le nombre de patients dans une salle ne doit pas dépasser sa capacité à tout moment.

$$\sum_{i=1}^n y_{ikt} \leq C_k, \quad \forall k, \forall t$$

Disponibilité du personnel : Le personnel ne peut prendre en charge qu'un patient à la fois selon sa disponibilité.

$$\sum_{i=1}^n x_{ijt} \leq P_j, \quad \forall j, \forall t$$

Respect de la durée de prise en charge : La prise en charge doit respecter la durée prévue pour chaque patient.

$$x_{ijt}=0, \text{ si } t < A_i \text{ ou } t > A_i + D_i, \quad \forall i, \forall j$$

Synchronisation : Un patient doit être pris en charge par le personnel dans une salle assignée.

$$y_{ikt} = x_{ijt}, \quad \forall k, \forall t, \forall i, \forall j$$

### III.1.3. Définir les différents critères d'optimisation

Minimiser le temps d'attente global des patients :

$$\text{Minimiser } \sum_{i=1}^n \sum_{t=A(i)}^T \sum_{j=1}^m \sum_{k=1}^l (t = A_i) \cdot x_{ijt} \cdot y_{ikt} - \lambda \cdot \sum_{t=1}^T \sum_{k=1}^l M_{kt}$$

### III.1.4. En déduire la spécification de l'environnement de l'ordonnancement et le choix du critère d'optimisation

L'environnement d'ordonnancement comprend les patients, le personnel, les salles, les créneaux temporels disponibles, les durées de prise en charge, les heures d'arrivée, les capacités des salles, et la disponibilité du personnel.

Le critère d'optimisation est la minimisation du temps d'attente global des patients, ce qui implique de prendre des décisions (variables de décision) sur l'affectation des patients aux salles et au personnel, tout en respectant les contraintes définies.

Le modèle d'optimisation linéaire décrit ci-dessus peut être résolu à l'aide de techniques d'optimisation pour trouver les meilleures décisions (assignations de patients, affectations de salles et de personnel) qui minimisent le temps d'attente global des patients tout en respectant les contraintes spécifiées.

## III.2. Présentation des méthodes d'optimisation utilisées pour ordonner les patients

### III.2.1. L'algorithme de Liste

#### III.2.1.1. Principe théorique

Pour implémenter un algorithme qui gère une liste dans le contexte de l'ordonnancement des patients dans un SUA, nous pouvons envisager un algorithme de tri basé sur le principe de priorité. L'objectif sera de trier les patients en fonction de leur urgence, de leur heure d'arrivée, ou d'autres critères pertinents, pour optimiser l'ordonnancement.

#### **Algorithme OrdonnancementPatients**

**Entrée:** ListePatients : liste de patients avec leur heure d'arrivée et niveau d'urgence

**Sortie:** ListeOrdonnée : liste de patients ordonnée selon les critères d'ordonnancement

#### Début

```
// Initialiser la liste ordonnée vide
ListeOrdonnée ← liste vide
// Tant que la liste de patients n'est pas vide
Tant que ListePatients n'est pas vide faire
    // Trouver le patient avec la plus haute priorité
    PatientPrioritaire ← trouverPatientAvecHautePriorité(ListePatients)
    // Ajouter le patient prioritaire à la liste ordonnée
    ajouterÀListe(ListeOrdonnée, PatientPrioritaire)
    // Retirer le patient prioritaire de la liste initiale
    retirerDeListe(ListePatients, PatientPrioritaire)
Fin tant que
// Retourner la liste ordonnée des patients
retourner ListeOrdonnée
Fin
```

#### III.2.1.2. Description et adaptation de l'algorithme aux SUA

Dans les services d'urgence Adultes (SUA), les patients sont confrontés à des situations médicales complexes et nécessitant une prise en charge rapide .Pour cela, l'algorithme actuel de priorisation des patients en fonction de leur code CCMU et de leur heure d'arrivée doivent être ajusté pour mieux répondre aux besoins des SUA.

Cet algorithme conçu pour gérer la liste d'attente dans le contexte des Services d'Urgence Adultes (SUA) , prend en compte des critères pour déterminer la priorité des patients. Tout d'abord, la gravité de l'état médical du patient est évaluée, en se basant notamment sur les codes CCMU Ces codes permettent de classifier les patients en fonction de leur degré d'urgence et de prioriser leur prise en charge en conséquence ainsi qu'il prend en considération l'heure d'arrivée des patients dans les SUA et les patients sont triés en fonction de leur ordre d'arrivée, ce qui permet de tenir compte de la notion de premier arrivé, premier servi tout en prenant en compte la priorité médicale.

### III.2.1.3 Courbes des résultats

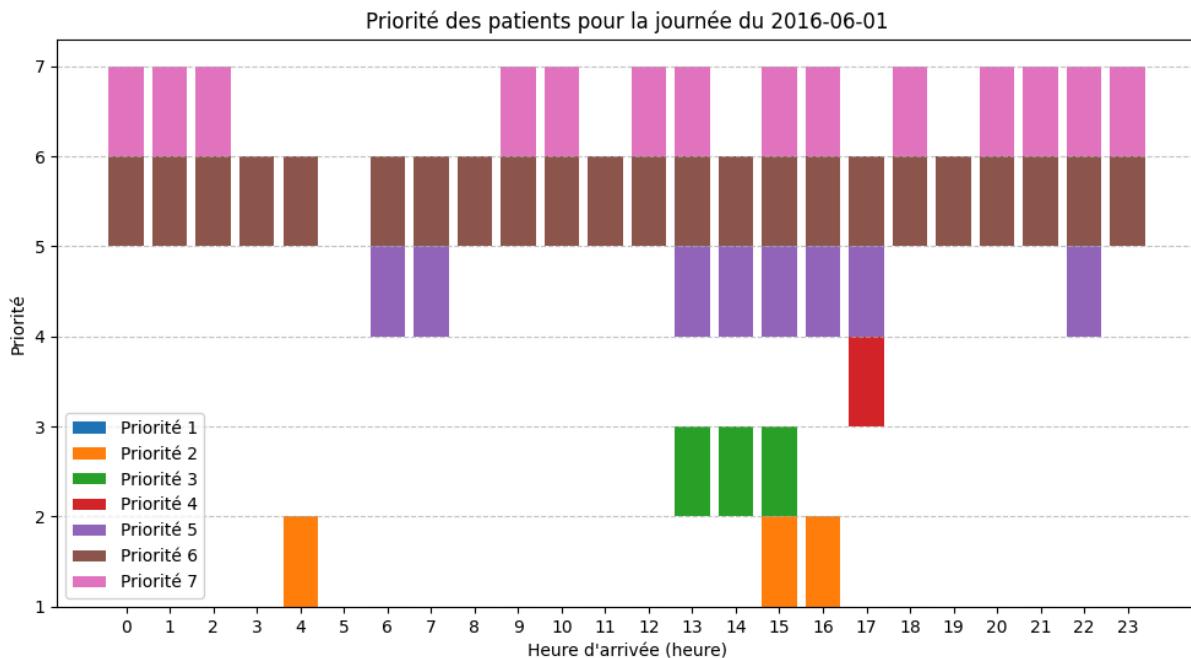


Figure 20: Diagramme de Gantt représentant la priorité des patient selon des priorités CCMU

### III.2.1.4. Analyse des courbes et améliorations

D'après cette courbe , on remarque la répartition des arrivées des patients par heure pour une journée spécifique, en fonction de leur priorité attribuée par le code CCMU, on observe également une concentration importante de patients avec des codes CCMU de priorité 6 et 7 par rapport aux autres priorités . Cela suggère que la majorité des patients arrivant ce jour-là ont des besoins de santé relativement moins urgents, tandis que ceux avec des codes CCMU de priorité 1 à 2 ont été moins fréquents.

Pour améliorer l'ordonnancement des patients en fonction de leur priorité CCMU, nous pourrions envisager d'intégrer deux éléments : la durée d'attente et la durée de traitement. Par exemple :

**Durée d'attente** : En tenant compte de la durée d'attente estimée pour chaque patient, l'algorithme peut ajuster l'ordre de traitement en donnant la priorité aux patients avec des temps d'attente plus longs, même s'ils ont un code CCMU de priorité moins élevée. Cela garantira que les patients les plus en attente ne subissent pas de retards excessifs dans leur traitement.

**Durée de traitement** : En intégrant la durée de traitement estimée pour chaque patient, l'algorithme peut également optimiser l'ordre de traitement en priorisant ceux dont le traitement nécessite moins de temps. Ainsi, les patients avec des besoins de santé moins urgents mais nécessitant un traitement rapide pourraient être traités plus tôt, ce qui libérerait des ressources pour les patients nécessitant des soins plus complexes.

### **III.2.2. L'algorithme par voisinage**

#### **III.2.2.1. Principe théorique**

Dans le cadre des urgences, l'implémentation d'un algorithme de voisinage est une méthode d'optimisation de l'ordonnancement des patients dans un SUA. C'est un algorithme qui explore l'espace des solutions en considérant plusieurs voisins pour chaque solution actuelle, afin de trouver une solution optimale globale. L'objectif sera d'ordonner le passage des patients en fonction de leur score de priorité, de leur heure d'arrivée, et des disponibilités des ressources , pour optimiser le temps d'attente et la gestion des ressources.

L'algorithme global:

**Début**

```
-ListePatients ← Obtenir la liste des patients après le triage
RessourcesDisponibles ← Obtenir les ressources disponibles (lits, personnel médical, etc.)
Ordonnancement ← Ordonner les patients de base selon la priorité immédiate
MeilleurScore ← CalculerScore(Ordonnancement, RessourcesDisponibles)
```

**Tant que des améliorations sont possibles:**

**Pour chaque patient dans ListePatients:**

**Pour chaque position possible dans Ordonnancement:**

**Créer un nouvel ordonnancement en déplaçant le patient courant à la nouvelle position**

**Calculer le score du nouvel ordonnancement avec CalculerScore**

**Si le score du nouvel ordonnancement est meilleur que MeilleurScore:**

**MeilleurScore ← score du nouvel ordonnancement**

**Mettre à jour l'Ordonnancement avec le nouvel ordonnancement**

**Si aucun changement n'améliore le score:**

**Sortir de la boucle (les améliorations ne sont plus possibles)**

**Retourner Ordonnancement**

**Fonction CalculerScore(Ordonnancement, RessourcesDisponibles):**

**Initialiser Score := 0**

**Pour chaque patient dans Ordonnancement:**

**Calculer l'attente prévue basée sur les RessourcesDisponibles**

**Augmenter le Score basé sur l'attente et la priorité du patient**

**Retourner Score**

**Fin**

### III.2.2.2. Description et adaptation de l'algorithme aux SUA

Dans notre étude, on a réussi à développer deux algorithmes différents au niveau des contraintes prises en considération dans l'ordonnancement. Dans les deux algorithmes nous avons opté pour la programmation orientée objet et on a effectué les tests sur les données extraites de la base de données.

- Ordonnancement des patients selon les disponibilité des ressources matérielles avec une optimisation de la durée d'attente:

Nous avons identifié les ressources du circuit longs et courts d'une façon aléatoire. Nous avons ensuite créé les instances des patients. Nous les avons mis dans un des deux circuits selon leur code CCMU. Ensuite, nous avons attribué une liste d'examens que le patient fera selon son circuit. De plus, nous avons considéré qu'un examen à une durée fixe et commune. Nous avons utilisé l'algorithme de voisinage, présenté précédemment, qui prend en paramètre une liste des patients d'un circuit et une liste de ces ressources.

- Ordonnancement des patients selon la priorité et la disponibilité des ressources humaines:

Nous avons aussi développé un autre algorithme qui ordonnait les patients selon leur priorité et la disponibilité du personnel médical dans le circuit. Nous nous sommes basées sur l'heure de son arrivée et le code CCMU, qu'on l'avait quantifié avec un poids selon sa valeur.

### III.2.2.3 Courbes des résultats

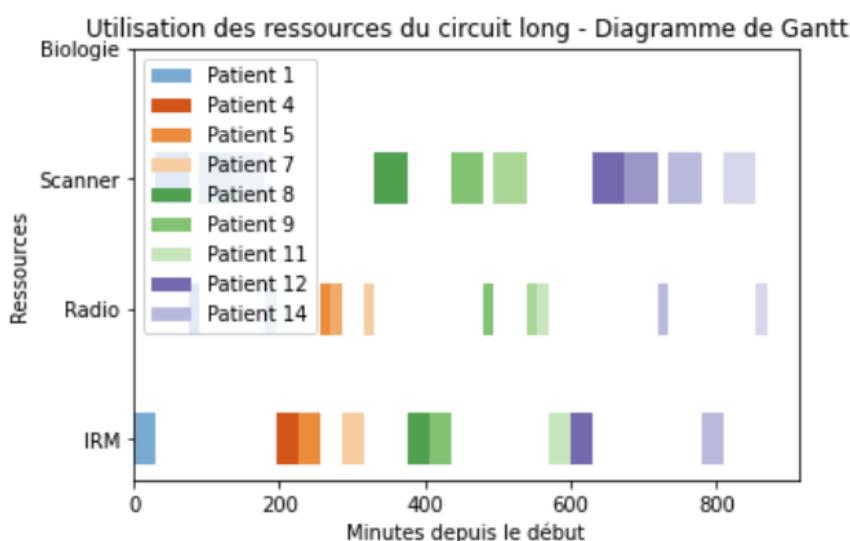


Figure 21: Diagramme de Gantt représentant l'utilisation des ressources du circuit long

### III.2.2.5. Analyse des courbes et améliorations

Le diagramme permet de visualiser l'ordre et la durée d'utilisation des ressources par chaque patient. Les résultats sont intéressants et nous permettent de se projeter par rapport à l'implémentation dynamique des disponibilités des ressources. Il est aussi important d'ajouter la contrainte de priorités pour un ordonnancement plus efficace et réaliste.

## III.3. Conception d'une ontologie de triage

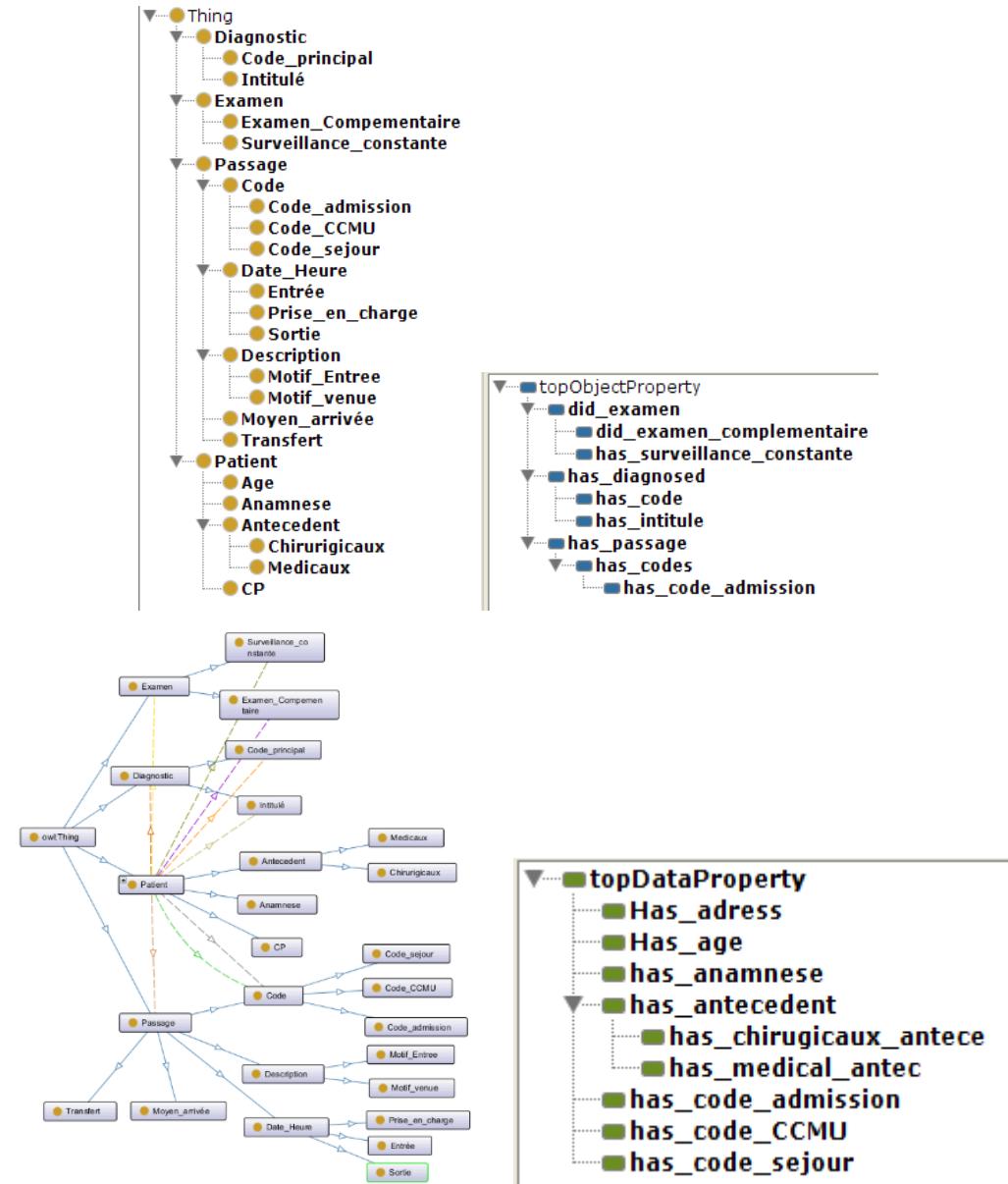
### III.3.1. Description de la problématique de triage

Le triage aux urgences implique l'évaluation rapide des patients pour déterminer la priorité de leur prise en charge, basée sur la sévérité de leur condition et les ressources disponibles. La problématique réside dans la création d'un système qui permettrait de classifier efficacement les patients de manière automatisée et standardisée pour orienter les décisions cliniques et l'allocation des ressources.

### III.3.2. Définir d'une ontologie de triage sous Protégé

Nous utilisons ces éléments de l'ontologie afin de représenter les données dans un système informatique hospitalier, offrant ainsi une représentation standardisée et organisée des informations concernant les patients.

Une telle structure est essentielle pour pouvoir mettre en place un module d'aide au triage car elle permet d'aligner le système informatique sur les processus de prise de décision clinique et de gérer efficacement et conformément aux normes médicales les flux des patients.



Figures 22: Ontologie

### III.3.3. Théorie de la conception d'un module d'aide au triage à base de l'ontologie déjà réalisée

Dans ce module, l'ontologie définie serait utilisée pour intégrer les données des patients, faciliter le tri et les décisions cliniques, offrir une interface pour l'entrée et l'affichage des données et appliquer la logique d'inférence pour donner la priorité au cas. L'ontologie nous servira aussi à faire du raisonnement sémantique, c'est à dire générer des connaissances prenant en compte une multitude de facteurs, invisibles à l'humain.

### **III.3.4. Théorie des tests et simulations de quelques scénarios**

Pour évaluer la performance du module face au grand nombre d'entrées simultanées, il est envisageable d'utiliser des tests de charge. Un scénario de panne pour tester la robustesse et des études de cas pour évaluer la précision des recommandations de triage par rapport aux décisions cliniques réelles sont aussi envisageables.

## **IV. Analyse de l'Aval des SUA**

### **IV.1. IoT et disponibilités des lits d'aval**

#### **IV.1.1. Introduction à la notion des IoT**

On parle d'IOT lorsque l'on fait référence à des objets physiques équipés de capteurs, d'actuateurs et de connectivité de réseau ce qui leur permet de recueillir et de partager des informations. L'IOT se distingue par sa capacité à intégrer le monde physique aux systèmes numériques ce qui permet d'améliorer l'efficacité des processus quotidiens sans pour autant exiger l'intervention directe de l'humain.

Dans le domaine de la santé, les IOT ont la capacité d'améliorer les soins. Ils peuvent servir au suivi des signes vitaux des patients en temps réel, à gérer les stocks de médicaments, ou d'autres ressources hospitalières.

#### **IV.1.2. Proposition d'IoT**

Nous avons imaginé un système de mise à jour automatique de disponibilité des lits d'aval. Des capteurs seraient installés sous chaque lit d'hôpital, chaque capteur étant connecté à un réseau IoT. Ils auraient la capacité de repérer si un lit est occupé ou non en se basant sur le poids et sur la détection de mouvements. Dans le cas de l'absence prolongée de ces données, le lit serait considéré comme inoccupé et donc disponible. Un signal est alors automatiquement envoyé au système central.

Le logiciel de gestion hospitalière utilisé par le système central reçoit ces signaux en temps réel. La base de données de disponibilité des lits est automatiquement mise à jour pour représenter la disponibilité actuelle des lits. Cela permettrait au personnel concerné de pouvoir les préparer à l'arrivée du prochain patient. Après ça, on affiche les données concernant la disponibilité des lits sur un tableau de bord qui soit accessible aux personnel médical et administratif de l'hôpital.

Lorsqu'un patient est admis, les professionnels de santé ont la possibilité de consulter le tableau de bord afin de trouver rapidement un lit disponible. Après l'installation du patient

dans le lit, les capteurs perçoivent le changement de statut et mettent automatiquement à jour le système pour signaler son indisponibilité.

Un tel IOT permettrait:

- La gestion efficace des ressources
- La diminution d'attente des patients
- L'optimisation de l'utilisation des lits en réduisant l'erreur humaine
- L'amélioration de l'efficacité opérationnelle de l'hôpital

#### **IV.1.3. Stratégie**

Voici notre stratégie couvrant la planification, le déploiement et l'exploitation du système.

<b>Etapes</b>	<b>Détails de la stratégie</b>
1: Evaluation des besoins et planification	<ul style="list-style-type: none"> <li>● Identifier les besoins spécifiques des SUA en matière de gestion des lits</li> <li>● Concevoir un réseau de capteurs d'IoT robustes et sécurisés pouvant être intégrés à l'environnement hospitalier existant</li> <li>● Sélectionner des capteurs de mouvement et de poids adéquats et décider de la technologie de connectivité</li> </ul>
2: Développement et intégration du système	<ul style="list-style-type: none"> <li>● Mettre en place des capteurs sous les lits d'hôpital pour la détection de l'occupation.</li> <li>● Créer ou personnaliser un logiciel de gestion hospitalière capable de recevoir et de traiter les signaux des capteurs.</li> <li>● Assurer que le système IoT communique efficacement avec les systèmes informatiques hospitaliers existants pour une mise à jour automatique des statuts des lits.</li> </ul>
3: Déploiement et formation	<ul style="list-style-type: none"> <li>● Installer physiquement le système dans les SUA, en s'assurant qu'il n'interfère pas avec les équipements médicaux.</li> <li>● Former le personnel médical et</li> </ul>

	administratif à l'utilisation du tableau de bord et à la procédure de mise à jour des informations sur les lits.
4: Exploitation et suivi	<ul style="list-style-type: none"> <li>Mettre en place un système de surveillance en temps réel pour garantir le fonctionnement continu des capteurs et la précision des données.</li> <li>Établir un plan de maintenance régulière pour s'assurer que le matériel et le logiciel fonctionnent correctement.</li> </ul>
5: Evaluation et ajustement	<ul style="list-style-type: none"> <li>Analyser l'efficacité du système en mesurant la réduction du temps d'attente des patients et l'optimisation de l'utilisation des lits.</li> <li>Recueillir les retours d'expérience du personnel pour ajuster et améliorer le système.</li> </ul>
6: Evaluation et scalabilité	<ul style="list-style-type: none"> <li>Étendre le système à d'autres parties de l'hôpital ou à d'autres établissements au sein du réseau de santé.</li> <li>Rechercher de nouvelles applications IoT pour améliorer davantage la logistique et les soins aux patients.</li> </ul>

## IV.2. Algorithmes de gestion et d'affectation des lits d'aval

### IV.2.1. Description de l'algorithme choisi

L'algorithme a été réalisé en orienté objet. Dans la version de base, on a deux classes : la classe Patient, où les patients sont caractérisés par leur id et le service vers lequel ils doivent être dirigés, et la classe Lits, où les lits sont caractérisés par un id, le service dans lequel ils se situent, et leur disponibilité (True ou False). On a ensuite deux fonctions : la première permet d'assigner un lit à un patient, en parcourant la liste des lits disponibles dans le service correspondant à celui dans lequel le patient doit être transféré. La seconde permet de libérer un lit.

Cet algorithme est un algorithme simple de gestion des affectations. Pour l'améliorer, on peut se concentrer sur plusieurs axes. Nous avons réalisé plus tôt une prédiction du transfert du patient : appliquée à cet algorithme, elle peut permettre de proposer une affectation à un service automatiquement pour un patient, c'est une étape en moins pour l'utilisateur et donc un gain de temps. On pourrait également réaliser une prédiction de la durée de séjour, avec des données d'aval. Ici, elle pourrait permettre d'estimer des temps d'attente par service, et donc aussi de mobiliser les ressources nécessaires rapidement. Enfin, on a présenté un IOT permettant de reconnaître la disponibilité d'un lit : l'algorithme serait donc renseigné automatiquement sur cette disponibilité, évitant aux médecins de passer des appels, leur faisant à nouveau gagner du temps.

## V. Vos ressentis et analyse de la complexité de gestion des urgences

A travers ce travail nous avons pris conscience de la complexité de la gestion des urgences. Celle-ci est intrinsèquement complexe et représente un défi constant pour les professionnels de santé et les administrateurs hospitaliers. Elle implique une multitude de variables dynamiques, allant de l'afflux imprévisible de patients aux limitations en ressources et à la nécessité de décisions rapides et souvent vitales. Cette complexité est amplifiée par la variabilité des cas médicaux, la nécessité d'un triage efficace et l'évolution constante des pratiques et technologies médicales.

Cependant, loin d'être une perspective décourageante, cette complexité présente un défi stimulant. Elle pousse à l'innovation et requiert une collaboration étroite entre les équipes multidisciplinaires - d'où notre intervention - qui doivent faire preuve d'adaptabilité. La recherche de solutions pour améliorer le parcours des patients et la qualité des soins est un moteur de motivation profond pour les acteurs du domaine.

## Conclusion et perspectives

La gestion des situations d'urgence dans les SUA est d'une importance majeure pour garantir la qualité des soins. En examinant les données et en utilisant des méthodes d'analyse, nous avons examiné et repéré des domaines d'amélioration, tels que la logistique en santé, la modélisation mathématique des parcours patients, ainsi que l'intégration d'innovations comme l'IoT.

En amont, la fréquentation des urgences est caractérisée par une saisonnalité spécifique qui nécessite une réponse appropriée en ce qui concerne la disponibilité des ressources humaines et matérielles. En intra, les services sont soumis à une pression qui se traduit par des périodes de séjour variables, ce qui souligne l'importance d'une gestion efficace des lits et des traitements. En aval, la problématique de la saturation des lits se manifeste comme une préoccupation majeure, nécessitant des solutions innovantes et intégrées.

En prenant en compte ces observations, la mise en place de systèmes multi-agents (SMA) semble être une perspective prometteuse. Les SMA ont le potentiel de transformer complètement la prise en charge aux urgences en offrant une coordination dynamique et autonome des divers acteurs (ressources, personnel, équipements) qui interagissent dans le contexte complexe des SUA. L'adaptation et l'apprentissage de ces systèmes permettraient de prévoir les variations des demandes, d'optimiser l'assignation des lits, de réduire les temps d'attente et d'améliorer la circulation des informations, ce qui contribuerait à une amélioration de la qualité des soins.

En outre, l'utilisation de SMA offrirait la possibilité de mettre en place une gestion de lits plus souple et adaptative, réduisant les erreurs humaines et optimisant l'efficacité opérative. Par exemple, les SMA pourraient incorporer des capteurs IoT afin de surveiller en temps réel l'occupation des lits et adapter les priorités de prise en charge en fonction des besoins cliniques et des situations auxquelles ils font face.

Enfin, notre étude souligne l'importance de former régulièrement le personnel et d'investir dans les infrastructures et la logistique. Les SMA, en collaboration avec ces avancées, constituerait une approche globale, renforçant la capacité des services d'urgence à faire face aux défis actuels et futurs.

## Annexes

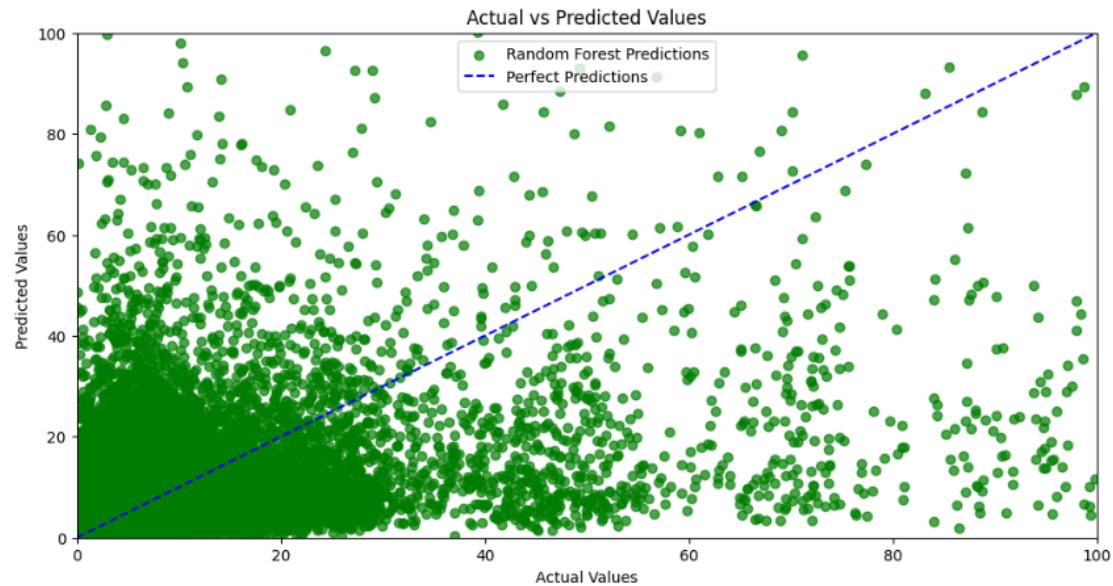


Figure 23 : Valeurs prédites par rapport aux valeurs réelles (Random Forest)



Figure 24 : Diagramme à barres représentant la comparaison des MSE sur les ensembles d'entraînement et de test pour les différents modèles.

## Bibliographie :

« 2022ULILM409.pdf ». s. d. Consulté le 11 mars 2024.

[https://pepite-depot.univ-lille.fr/LIBRE/Th\\_Medecine/2022/2022ULILM409.pdf](https://pepite-depot.univ-lille.fr/LIBRE/Th_Medecine/2022/2022ULILM409.pdf).

« A data-driven decision support tool to improve hospital bed cleaning logistics using discrete event simulation considering operators' behaviour ». 2023. *Operations Research for Health Care* 39 (décembre): 100408. <https://doi.org/10.1016/j.orhc.2023.100408>.

Ajmi, Faten. 2019. « Méthodes d'ordonnancement et d'orchestration dynamique des tâches de soins pour optimiser la prise en charge des patients dans les urgences hospitalières ». Phdthesis, Ecole Centrale de Lille.

<https://theses.hal.science/tel-02393018>.

Álvarez-Chaves, Hugo, Pablo Muñoz, et María D. R-Moreno. 2023. « Machine Learning Methods for Predicting the Admissions and Hospitalisations in the Emergency Department of a Civil and Military Hospital ». *Journal of Intelligent Information Systems* 61 (3): 881-900. <https://doi.org/10.1007/s10844-023-00790-4>.

« chiffres-cles2021.pdf ». s. d. Consulté le 12 mars 2024.

<https://www.chu-lille.fr/wp-content/uploads/2022/11/chiffres-cles2021.pdf>.

Costin, Maria. 2010. « Logistique hospitalière, un outil du management. Le cas des hôpitaux français et moldaves ». *Humanisme et Entreprise* 299 (4): 29-48.

<https://doi.org/10.3917/hume.299.0029>.

« Découvrez le Centre Hospitalier Universitaire de Lille ». s. d. *CHU Lille* (blog). Consulté le 12 mars 2024. <https://www.chu-lille.fr/dcouvrez-le-chu-de-lille/>.

El-Bouri, Rasheed, Thomas Taylor, Alexey Youssef, Tingting Zhu, et David A Clifton. 2021. « Machine learning in patient flow: a review ». *Progress in Biomedical Engineering (Bristol, England)* 3 (2): 022002. <https://doi.org/10.1088/2516-1091/abddc5>.

« Enquête Urgences 2023 | Direction de la recherche, des études, de l'évaluation et des statistiques ». s. d. Consulté le 11 mars 2024.

<https://drees.solidarites-sante.gouv.fr/sources-outils-et-enquetes/enquete-urgences-2023>.

« Fiche 25 - La médecine d'urgence.pdf ». s. d. Consulté le 11 mars 2024.

<https://drees.solidarites-sante.gouv.fr/sites/default/files/2021-07/Fiche%2025%20-%20La%20m%C3%A9decine%20d%27urgence.pdf>.

Harrou, Fouzi, Abdelkader Dairi, Farid Kadri, et Ying Sun. 2022. « Effective forecasting of key features in hospital emergency department: Hybrid deep learning-driven methods ». *Machine Learning with Applications* 7 (mars): 100200.

<https://doi.org/10.1016/j.mlwa.2021.100200>.

Kadri, Farid, Abdelkader Dairi, Fouzi Harrou, et Ying Sun. 2022. « Towards accurate prediction of patient length of stay at emergency department: a GAN-driven deep learning framework ». *Journal of Ambient Intelligence and Humanized Computing*, février, 1-15. <https://doi.org/10.1007/s12652-022-03717-z>.

Kam, Hye Jin, Jin Ok Sung, et Rae Woong Park. 2010. « Prediction of Daily Patient Numbers

for a Regional Emergency Medical Center using Time Series Analysis ». *Healthcare Informatics Research* 16 (3): 158-65. <https://doi.org/10.4258/hir.2010.16.3.158>.

« Le système de santé en France ». s. d. Consulté le 11 mars 2024.

<https://www.cleiss.fr/particuliers/venir/soins/ue/systeme-de-sante-en-france.html#urgence>

« Les urgences hospitalières, miroir des dysfonctionnements de notre système de santé ». 2023. Sénat. 3 avril 2023. <https://www.senat.fr/rap/r16-685/r16-685.html>.

OECD. 2023. *Panorama de la santé 2023: Les indicateurs de l'OCDE*. Paris: Organisation for Economic Co-operation and Development.  
[https://www.oecd-ilibrary.org/social-issues-migration-health/panorama-de-la-sante-2023\\_5108d4c7-fr](https://www.oecd-ilibrary.org/social-issues-migration-health/panorama-de-la-sante-2023_5108d4c7-fr).

Wundavalli, LaxmiTej, Parmeshwar Kumar, et Samarpita Dutta. 2019. « Workload Indicators of Staffing Need as a tool to determine nurse staffing for a high volume academic Emergency Department: An observational study ». *International Emergency Nursing* 46 (septembre): 100780. <https://doi.org/10.1016/j.ienj.2019.06.003>.