

RAPPORT FIL ROUGE

-MIAS-

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

Présenté par :

Yosr ABDELMOULA , Chaymae MEKAOUI, Mimoune NAJIMI, Roufeida SEGAOULA,
Ikram ABID

Année universitaire 2023/2024

Sommaire du Rapport Fil Rouge MIAS

Étude et analyse de la chaîne logistique des services des urgences adultes (SUA)	6
Introduction	6
I. Les problèmes de la logistique en santé	7
I.1. Description du terrain d'expérimentation « les Services des Urgences Adultes (SUA) du CHU de Lille »	7
Localisation géographique :	7
Structure hospitalière :	7
Le service des Urgences Spécifiques SUA	7
Gestion des Urgences Spécifiques	8
Infrastructures :	8
Circulation des patients	9
Services d'urgence	9
Gestion des patients	9
Équipements médicaux et Technologie et Informatique	9
Les examens complémentaires de Biologie et radiologie	9
Zone de Préparation Post-Urgence	10
Communication avec les Familles	10
Politique d'Identification des Patients	10
I.2. Définir les problèmes de l'ordonnancement aux SUA	11
Urgences Non Programmées	11
Urgences Programmées	11
Différents types de tâches	12
Niveau d'Urgence	12
Priorisation des Cas	12
Ressources Limitées	12
Coordination avec d'autres services	12
Gestion des cas complexes	12
I.3. Analyse de la visite des SUA	12
Infrastructure et organisation	13
Extension planifiée	13
Hiérarchisation des services	13
Gestion des transferts	13
Identification des patients	13
Circuits de soins	13
Technologies et surveillance	13
Problèmes structuraux	13
Attente secondaire	14
II.I' analyse de l'amont de SUA	14
II.1 Compréhension des données	14
II.1.1. Gestion des données manquantes	15
A. Exploration et nettoyage des données manquantes	15

Analyse des variables :	15
1. Exclusion nécessaire :	15
2. Remplacement par des alternatives pertinentes :	15
3. Variables importantes malgré les données manquantes :	15
4. Variables complètes et utiles :	15
B. Manipulation des données manquantes	16
II.2 Analyse statistique des bases de données réelles des SUA	17
II.2.1. Indicateur 1: le flux des patients = nombre de passage	17
A. Nombre de patients par heure, jour, mois et année	17
II.1.2.1. Les courbes/Analyse	17
B .Variation de code CCMU en fonction de moyen d arrivée	19
C . Code diagnostique	21
Intérêt de l'étude	23
II.2.2. Indicateur 2: la durée	23
A . Temps d'attente primaire	23
B. Durée de traitement	24
II.2.3 Les courbes/Analyse	24
C. les examens complémentaires	26
II..2.3.1 Intérêt de l'étude	27
II.2.2. Indicateur 3: Conséquence	27
II.1.3.1. Les courbes et analyse	27
II.1.3.3. Intérêt de l'étude	29
II.2. Apprentissage et prédition	29
II.2.1. Prédiction de la loi d'arrivée des patients aux SUA	29
II.2.1.1. Les courbes	29
II.2.1.3. Intérêt de l'étude	33
II.2.2. Prédiction de la durée du traitement	33
II.2.2.1. Les courbes	34
II.2.2.2. Analyse	34
II.2.2.3. Intérêt de l'étude	35
III. Analyse de l'Intra des SUA	36
Introduction	36
● Introduction à la notion de workflow	37
Définition	37
Symboles et formes	37
Parcours du patient dans le SUA	38
Circuit Court du patient dans le SUA	39
Circuit long du patient dans le SUA	39
III.1. Modélisation mathématique du parcours patient	40
III. Analyse de l'Intra des SUA	40
III.1. Modélisation mathématique du parcours patient	40
III.1.1. Définir les variables et les paramètres de décision	40
III.1.2. Définir les différentes contraintes	41
● Contraintes de ressources:	42

Nombre de personnels médicaux:	42
Nombre de salles :	42
Nombre d'équipements médicaux :	42
Contraintes Temporelles :	42
Temps d'attente :	42
Temps d'examen :	42
Durée totale de séjour :	43
Pénalité:	43
Contrainte de décision d'examen :	43
Critère de minimisation du temps d'attente :	43
Critère de minimisation de la durée totale de séjour :	43
Critère d'optimisation de l'Utilisation des Ressources :	44
Critère de minimisation de la pénalité en cas de dépassement :	44
III.1.4. En déduire la spécification de l'environnement de l'ordonnancement et le choix du critère d'optimisation	44
III.2. Présentation des méthodes d'optimisation utilisées pour ordonner les patients	45
III.2.2. L'algorithme de Liste	45
III.2.2.1. Principe théorique	45
III.2.2.2. Description et adaptation de l'algorithme aux SUA	46
III.2.2.3 Courbes des résultats	47
III.2.2.5. Implémentation de code	48
III.2.3. L'algorithme par voisinage	48
III.2.3.1. Principe théorique	48
III.2.3.2. Description et adaptation de l'algorithme aux SUA	49
III.2.3.3 Courbes des résultats	49
III.2.3.4. Comparaisons par rapport aux voisinages et aux instances	49
III.2.3.5. Analyse des courbes et améliorations	49
III.3. Conception d'une ontologie de triage	49
III.3.1. Description de la problématique de triage	49
III.4.2. Définir d'une ontologie de triage sous Protégé	50
Les sous-classes :	50
Les "Object properties"	52
Les "Data properties"	53
Insertion des patients	53
Visualisez l'ontologie	55
III.4.3. Conception d'un module d'aide au triage à base de l'ontologie déjà réalisée	56
III.4.4. Tests et simulations de quelques scénarios	56
IV. Analyse de l'Aval des SUA	57
IV.1. IoT et disponibilités des lits d'aval	57
IV.1.1. Introduction à la notion des IoT	57
Définition	57
Fonctionnement	57
Problématique	58

IV.1.2. Conception et réalisation de l'IoT	58
IV.1.3. Tests et simulations	59
IV.2. IoT & évolution de l'état de santé des patients	59
IV.2.1. Conception et développement de l'IoT	59
Conclusion et perspectives	60
Annexes	60

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

Introduction

L'urgence en matière de santé est caractérisée par son caractère soudain et inattendu, suscitant une appréhension légitime chez l'individu concerné et son entourage, qu'il s'agisse ou non d'une détresse vitale. Cette définition souligne que l'urgence médicale englobe toute demande de prise en charge non planifiée, indépendamment de la gravité du problème.

Historiquement, les services d'urgence étaient la principale porte d'entrée des hôpitaux, constituant un passage quasiment incontournable avant toute admission dans les différents services hospitaliers. Ils sont considérés comme des infrastructures cruciales au sein des établissements de santé, avec une activité fluctuante et sujette à des situations imprévisibles, voire exceptionnelles.

En France, l'organisation de la prise en charge des urgences médicales repose sur un réseau d'intervenants, tant publics que privés, comprenant des professionnels de la santé libéraux et hospitaliers, des médecins assurant la permanence des soins, des agences régionales de l'hospitalisation, ainsi que l'assurance maladie.

Le nombre de passages dans les services d'urgence hospitaliers a augmenté de manière significative. En 2019, les 697 structures d'urgences en France ont pris en charge 22,0 millions de passages, représentant une légère augmentation par rapport à 2018. Cependant, les modalités de prise en charge continuent d'évoluer.

Le Service d'Urgence Adulte (SUA) du Centre Hospitalier Régional Universitaire (CHRU) de Lille en France est confronté à plusieurs défis en termes de gestion des patients et de prise en charge des urgences. Ces défis sont aggravés par la nécessité d'adapter les méthodologies et les outils d'aide à la décision aux exigences spécifiques de l'environnement hospitalier.

Ce travail met en lumière comment la gestion dynamique des flux de patients au sein des services d'urgence peut contribuer à prévenir ces situations critiques ou à en atténuer l'impact. Un système d'aide à la décision pour la prise en charge des patients pourrait être mis en place. Ce système utilise des algorithmes d'apprentissage automatique pour analyser les données cliniques des patients et déterminer les traitements les plus appropriés pour chaque patient. En fonction de ces résultats, les professionnels de santé pourraient prendre des décisions plus précises sur la prise en charge des patients, en minimisant les erreurs médicales et les pertes financières pour l'hôpital.

En conclusion, la mise en place de systèmes d'aide à la décision adaptés aux exigences du Service d'Urgence Adulte du CHRU de Lille pourrait améliorer la gestion des patients et la

prise en charge des urgences, en minimisant les temps d'attente excessifs, les durées de séjour prolongées, les erreurs médicales et les pertes financières pour l'hôpital.

I. Les problèmes de la logistique en santé

I.1. Description du terrain d'expérimentation « les Services des Urgences Adultes (SUA) du CHU de Lille »

Localisation géographique :

L'hôpital Jeanne de Flandre est situé à Lille, dans la région Hauts-de-France. Il fait partie du complexe hospitalier du CHU de Lille, l'un des plus grands centres hospitaliers universitaires de France

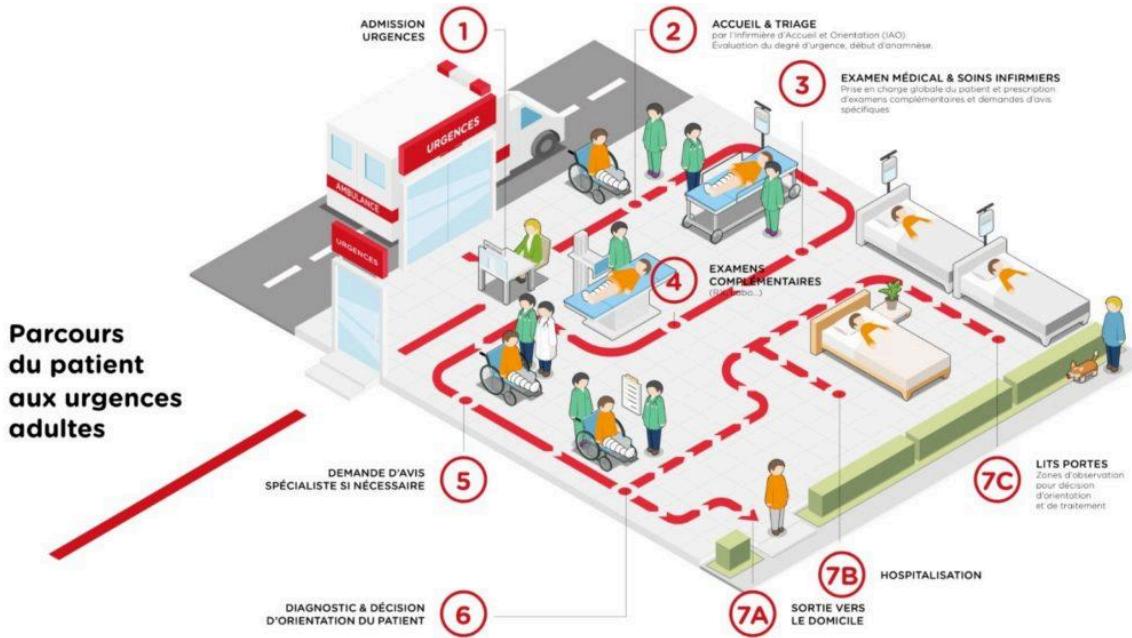
Structure hospitalière :

L'hôpital est spécialisé dans la prise en charge des enfants et des adolescents comprend un bloc opératoire dédié à la chirurgie gynécologique. Cependant, pour la pédiatrie, le bloc opératoire se trouve dans un autre bâtiment, éloigné du bloc gynécologique. Une extension appelée Hôpital Jeanne de Flandre 2 a été réalisée en 2018 avec 13 salles de blocs, mais une autre extension est envisagée pour les années 2027/2030.

La pédiatrie, y compris les soins continus et classiques, ainsi que d'autres spécialités comme la gastroentérologie, les maladies métaboliques, l'hématologie et la pneumologie, est regroupée dans le même bâtiment. Cependant, la neurologie pédiatrique/chirurgicale est située ailleurs dans l'hôpital.

Le service des Urgences Spécifiques SUA

À son arrivée au SUA, le patient est orienté à travers un parcours défini selon sa situation médicale. La séquence des étapes à suivre est clairement détaillée dans la figure ci-dessous.



Avec plus de 16 000 professionnels, le CHU de Lille est reconnu pour son innovation, sa recherche de qualité, et une approche centrée sur la citoyenneté. Un réseau de 10 établissements publics de santé (8 000 lits) qui se coordonnent dans le but de garantir une meilleure prise en charge sur le territoire.

Le SUA du CHU de Lille est un maillon essentiel de ce campus santé, offrant des prises en charge innovantes et disposant des équipements nécessaires pour traiter près de 1,4 million de patients chaque année.

Le Service des Urgences Spécifiques (SUA) au sein du Centre Hospitalier Universitaire (CHU) de Lille est une structure complexe et bien organisée, dédiée à la gestion des divers types d'urgences médicales.

Gestion des Urgences Spécifiques

Les urgences sont organisées de manière à traiter divers types de patients, y compris ceux nécessitant des soins cardiaques, ophtalmologiques, gynécologiques, et des soins pour les brûlures. L'utilisation de différentes entrées pour les patients à pied ou transportés en ambulance permet de mieux gérer les flux selon la gravité des cas.

Infrastructures :

Trois ascenseurs sont disponibles pour le transport des lits et des patients. En cas de panne d'un ascenseur, deux autres sont opérationnels pour garantir la continuité du service. Les sous-sols de l'hôpital abritent des tuyaux, à la fois gros et petits, essentiels pour la logistique et les équipements tels que les IRM.

Circulation des patients

Il n'y a pas de couloirs médicalisés entre les différents bâtiments de l'hôpital, ce qui nécessite parfois le transfert des patients d'un hôpital à un autre en utilisant un système de rendez-vous et d'ambulances.

Services d'urgence

Les services d'urgence comprennent quatre unités (A, B, C, D) avec 7 à 8 boxes chacune. Une équipe médicale complète est présente dans chaque unité, comprenant un médecin senior, des internes et des infirmiers, avec une formation spécifique pour traiter différents types d'urgences.

Deux circuits de prise en charge sont disponibles : court pour les patients ne nécessitant pas d'hospitalisation prolongée et classique pour les patients devant être hospitalisés.

Les urgences disposent d'une zone de déchocage chirurgical, avec des salles opératoires et des équipements pour stabiliser les patients avant de décider de la nécessité d'une intervention chirurgicale.

Gestion des patients

Un processus d'accueil administratif est mis en place, suivi d'une évaluation (IAO) et d'une salle d'attente primaire. Les patients peuvent être dirigés vers des secteurs tels que l'UHCD, la post-urgence, d'autres services spécialisés, ou vers un autre établissement en fonction de leur état et des besoins médicaux.

Équipements médicaux et Technologie et Informatique

Les urgences sont équipées de dispositifs informatiques, de moniteurs biomédicaux, et de chariots d'urgence comprenant défibrillateurs et respirateurs.

Des salles dédiées à la radiologie, au scanner et à l'IRM sont présentes dans la zone des urgences.

Les services d'urgence sont dotés de plusieurs applications informatiques dédiées pour la gestion des patients, l'enregistrement des données médicales et la coordination entre les différentes équipes médicales.

Les écrans d'affichage dans chaque unité permettent de suivre la liste d'attente des patients en temps réel, notamment en période exceptionnelle comme celle liée à la pandémie de COVID-19.

Les examens complémentaires de Biologie et radiologie

Des petits tuyaux spécifiques permettent l'envoi des prélèvements biologiques vers le laboratoire situé dans un autre bâtiment.

La radiologie comprend des salles pour les scanners et l'IRM, ainsi qu'une salle hybride intégrant la radiologie au bloc opératoire.

Collaboration interne

Des collaborations inter-services sont mises en place, comme les couloirs médicalisés refaits pour permettre le transfert entre l'Institut Pierre Cœur Poumons, l'hôpital Salengro, et l'hôpital Jeanne de Flandre.

Transport des produits sanguins

Les gros tuyaux servent à acheminer rapidement des produits sanguins, tels que le plasma et les plaquettes, depuis l'établissement français du sang. Cela a remplacé un système antérieur de livraison via navettes, offrant une solution plus rapide et efficace.

Zone de Préparation Post-Urgence

La zone E est utilisée pour les patients ayant terminé leur traitement aux urgences et attendant leur transfert vers la post-urgence, un autre service de l'hôpital, ou un établissement externe.

Communication avec les Familles

Les familles des patients ont accès à une salle d'attente spécifique où elles peuvent recevoir des informations sur l'état de leurs proches, que ce soit des nouvelles positives ou des informations nécessitant une discussion approfondie.

Politique d'Identification des Patients

L'importance de l'identification des patients est soulignée, avec un processus d'accueil administratif nécessaire pour garantir la traçabilité des soins. Cela garantit également le respect du droit du patient à ne pas divulguer son historique médical.

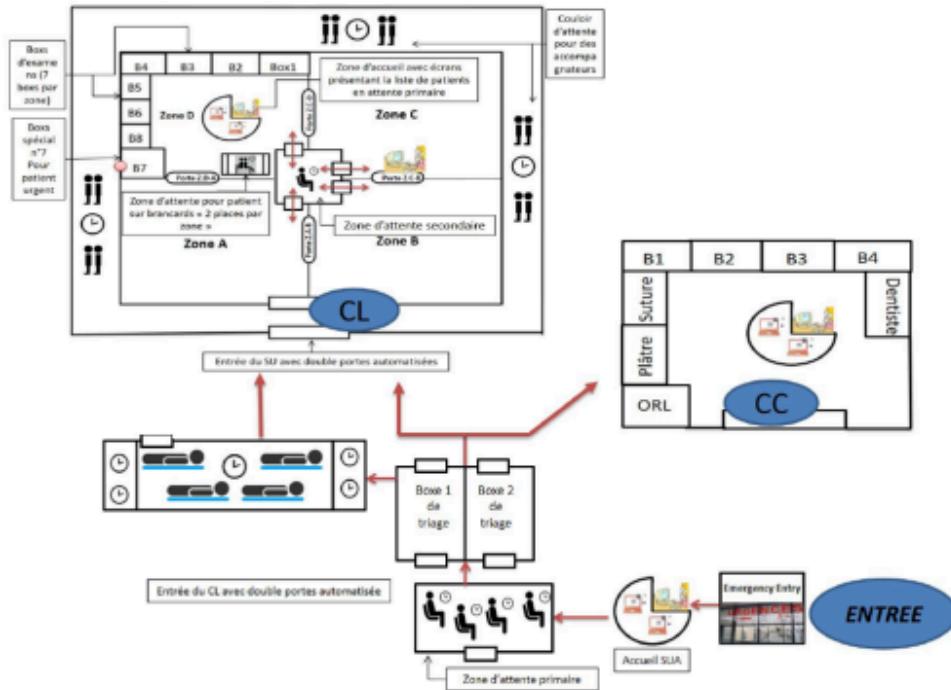


Figure : Structure du Service des Urgences Adultes à CHU Lille.

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

La gestion de l'ordonnancement peut être compliquée en raison de la diversité des situations médicales. Parmi les problèmes d'ordonnancement, on peut effectivement citer la distinction entre les urgences non programmées et les urgences programmées, ainsi que la catégorisation des urgences en fonction de leur niveau d'urgence :

Urgences Non Programmées

Il s'agit des situations médicales imprévues et urgentes pour lesquelles les patients se présentent aux urgences sans rendez-vous préalable. Ces cas nécessitent une intervention immédiate ou rapide.

Urgences Programmées

Contrairement aux urgences non programmées, certaines situations médicales peuvent être programmées à l'avance, nécessitant une prise en charge planifiée aux urgences. Il peut s'agir de consultations ou de procédures médicales urgentes, mais dont la planification est possible.

Différents types de tâches

L'ordonnancement aux SUA doit également prendre en compte la diversité des tâches à effectuer, telles que les consultations médicales, les examens radiologiques, les prélèvements biologiques, les interventions chirurgicales d'urgence, etc.

Niveau d'Urgence

La variabilité des niveaux d'urgence parmi les patients qui se présentent aux urgences nécessite une classification précise pour garantir une prise en charge rapide des cas les plus graves tout en gérant efficacement les cas moins urgents.

Priorisation des Cas

Il est souvent nécessaire de prioriser les cas en fonction de la gravité des symptômes, créant des défis pour les équipes médicales qui doivent s'assurer que les patients les plus critiques sont traités en premier.

Ressources Limitées

Les SUA peuvent être confrontés à des ressources limitées en termes de lits, de personnel médical, d'équipements et de fournitures, ce qui peut affecter la rapidité des soins et la satisfaction des patients.

Coordination avec d'autres services

La coordination avec d'autres services hospitaliers, tels que les services de chirurgie, d'imagerie médicale, ou d'autres spécialités, peut entraîner des retards si elle n'est pas bien planifiée.

Gestion des cas complexes

Les cas complexes nécessitant des interventions multiples ou une consultation spécialisée peuvent créer des défis pour l'ordonnancement, en particulier lorsque plusieurs équipes médicales doivent collaborer.

I.3. Analyse de la visite des SUA

Après une visite approfondie des Services des Urgences Adultes (SUA) de l'Hôpital Jeanne de Flandre, plusieurs observations et analyses peuvent être faites mettant en lumière des aspects organisationnels, logistiques, et technologiques qui peuvent être optimisés pour améliorer l'efficacité et la qualité des soins aux Services des Urgences Adultes de l'Hôpital Jeanne de Flandre.

Infrastructure et organisation

L'absence d'un bloc opératoire dédié à la pédiatrie dans le même bâtiment souligne un défi d'organisation et de logistique. La localisation éloignée du bloc pédiatrique peut entraîner des retards potentiels dans les interventions chirurgicales urgentes pour les enfants.

Extension planifiée

La planification d'une extension en 2018 avec 13 salles de blocs, avec une perspective de réalisation en 2027/2030, indique une anticipation de la croissance des besoins médicaux, mais souligne également les défis de capacité actuels.

Hiérarchisation des services

La disposition des services en niveaux, avec la chirurgie pédiatrique au-dessus de la gastro et en dessous de l'héma et du pneumo, démontre une hiérarchisation des services en fonction des spécialités médicales.

Gestion des transferts

Le recours fréquent aux ambulances pour les transferts entre les bâtiments souligne une lacune dans la conception des couloirs médicalisés entre les hôpitaux. Cela peut entraîner des retards et des inefficacités dans la gestion des transferts de patients.

Identification des patients

L'importance de l'identification des patients dès l'accueil administratif est soulignée. Cela permet une construction efficace de l'information médicale, bien que des considérations anonymes ou pseudonymisées soient également prises en compte.

Circuits de soins

La distinction entre les secteurs court et classique après l'entrée dans le circuit médical démontre une stratégie pour optimiser la gestion des patients en fonction de la gravité de leur état.

Technologies et surveillance

L'utilisation d'outils informatiques, d'écrans d'affichage, et de moniteurs biomédicaux pour la gestion des patients aux urgences témoigne d'une adoption technologique visant à améliorer la surveillance et la coordination des soins.

Problèmes structuraux

Le constat d'un défaut structurel lié à l'absence de couloirs médicalisés entre les bâtiments souligne un défi organisationnel et logistique qui peut influencer la fluidité des opérations.

Attente secondaire

La création d'une zone d'attente secondaire pour les résultats biologiques permet une meilleure utilisation des ressources et une surveillance continue des patients.



Figure : CHU Lille.

II.I' analyse de l'amont de SUA

II.1 Compréhension des données

Nous avons mené une étude sur une période de juin 2016 à juin 2020, portant sur une base de données hospitalière comprenant 336,253 patients et 39 variables. Ces variables fournissent des informations sur les patients, la pathologie, la gravité de la condition, les délais d'attente, la prise en charge, et la décharge des patients. Dans le but de simplifier la manipulation des données et leur analyse, nous avons renommé les variables.

Notre approche d'exploration des variables a débuté par la visualisation des colonnes, l'examen des données, et une analyse descriptive. En particulier dans les départements

médicaux d'urgence, l'écriture du personnel médical peut parfois être difficile à interpréter, voire oubliée lors de la documentation. Il est évident que des données aberrantes et des données manquantes sont présentes dans notre base de données, nécessitant ainsi un processus de nettoyage.

II.1.1. Gestion des données manquantes

A. Exploration et nettoyage des données manquantes

L'étude approfondie des données cliniques est cruciale pour obtenir des informations significatives et éclairantes dans le domaine de la santé. Cependant, la qualité des données joue un rôle déterminant dans la fiabilité des conclusions que l'on peut en tirer. Lors de l'exploration des données cliniques, il est fréquent de rencontrer des variables présentant des valeurs manquantes importantes, nécessitant une stratégie de gestion appropriée. Dans ce contexte, notre objectif est d'analyser les différentes variables disponibles, en identifiant celles qui nécessitent une exclusion en raison d'un pourcentage élevé de données manquantes, ainsi que celles qui peuvent être remplacées par des alternatives plus complètes et pertinentes. Nous souhaitons également mettre en lumière les variables jugées essentielles pour notre étude, malgré la présence de données manquantes, et celles qui se révèlent particulièrement riches en informations.

Analyse des variables :

1. *Exclusion nécessaire :*
 - Variables avec plus de 70% de données manquantes : "transfert"service", "antécédents chirurgicaux", "antécédents médicaux".
 - Variables secondaires à notre étude : "transfert hôpital", "dossier hôpital".
2. *Remplacement par des alternatives pertinentes :*
 - Remplacement de "Ville du patient" par "Code postal du patient".
 - Remplacement des variables qualitatives médicales par "Code diagnostic" (langage commun de diagnostic).
 - Remplacement des indicateurs de signes vitaux par "Code CCMU" (reflet de la gravité du cas).
3. *Variables importantes malgré les données manquantes :*
 - Variables utiles pour l'étude en amont : moyen d'arrivée".
 - Variables à étudier en fonction des indicateurs de charge et de durée : "Code de diagnostic", "Code CCMU".
 - Variables importantes pour les indicateurs de durée de séjour, traitement et attentes : "date d'entrée en box", "Date et heure de prescription biologique", "Date et heure du premier prélèvement", "Date de Début de prise en charge".
 - Variable utile comme indicateur de conséquence : "transfert service".
4. *Variables complètes et utiles :*
 - Variables représentant le nombre de patients : "Numéro d'ordre".
 - Variables utiles comme indicateurs de charge : "Date et heure d'arrivée", "Date et heure de sortie", "Localisation → Salles".

- Variables importantes pour les indicateurs de charge : Examens complémentaires ("examen biologie", "examen radiologique", "examen échographie", "scanner", "IRM", "avis de spécialiste").
- Variables à étudier en fonction des indicateurs de charge : "âge".
- Variables utiles comme indicateurs de conséquence : "type d'orientation", "Destination d'orientation".

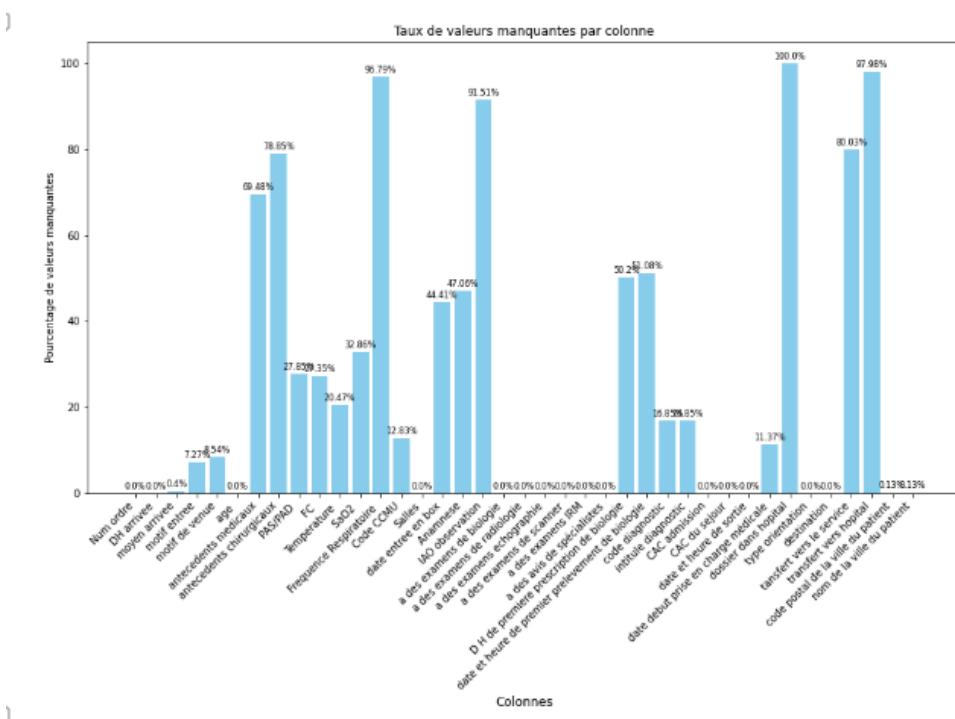


figure 3 : le taux des valeurs manquantes dans chaque colonne

B.Manipulation des données manquantes

- Code CCMU , moyen d'arrivée et début de prise en charge

Dans notre processus de prétraitement des données, nous avons abordé la gestion des valeurs manquantes selon une approche différenciée, en fonction des variables concernées. Pour les données relatives au "mode d'arrivée" et au "Code CCMU", nous avons privilégié une imputation basée sur le mode le plus fréquent, assurant ainsi la cohérence des résultats. En revanche, pour les autres variables, nous avons adopté une méthode plus sophistiquée, en utilisant le voisin le plus proche en fonction du Code CCMU, afin de garantir la pertinence et la logique des données dans notre ensemble. Cependant, lors de l'examen de la colonne "date début prise en charge médicale", nous avons initialement envisagé l'utilisation de l'imputation forward fill. Cependant, des résultats inattendus sont apparus, avec des dates

futures imputées pour certains patients, ce qui était en contradiction avec la logique temporelle des données médicales. Cette observation nous a contraints à reconsidérer notre approche pour maintenir l'intégrité et la cohérence des données dans notre analyse.

II.2 Analyse statistique des bases de données réelles des SUA

II.2.1. Indicateur 1: le flux des patients = nombre de passage

A. Nombre de patients par heure, jour, mois et année

II.2.1.1. Les courbes/Analyse

- Ce graphique montre le nombre de patients arrivés aux urgences toutes les heures sur une période de 24 heures par jour,

Le graphique montre que le service des urgences reçoit le plus grand nombre de patients le matin et le soir, avec un pic vers 9 heures et un deuxième pic vers 21 heures. Le nombre de patients arrivant aux urgences est relativement stable en journée, avec une légère augmentation le soir. Sur une période de 4 ans, environ 2 880 patients en moyenne arrivent chaque jour aux urgences.

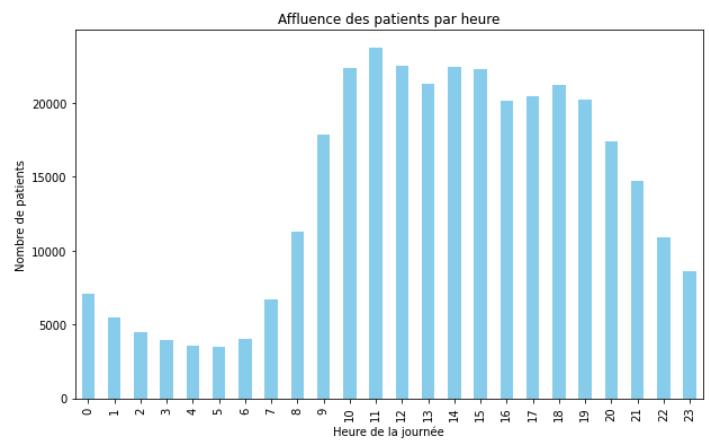


figure 4

Le graphique montre le nombre de patients arrivés aux urgences chaque jour de la semaine pendant 4 ans. On constate que le nombre de patients varie selon les jours de la semaine, avec moins de patients arrivant le week-end (samedi et dimanche) par rapport aux jours de semaine.

Quelques observations clés du graphique :

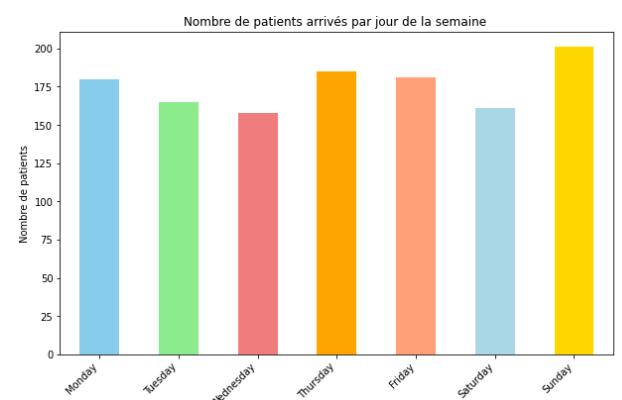


figure 5

Le nombre de patients arrivant aux urgences est le plus élevé Dimanche , avec une moyenne de 200 patients par jour sur une période de 4 ans.

La tendance des patients arrivant aux urgences est relativement stable sur la période de 4 ans, avec quelques fluctuations mais pas de changement significatif du nombre de patients.

Le nombre total de patients arrivant aux urgences au cours d'une semaine est d'environ 1 225 en moyenne, avec une fourchette de 1 125 à 1 375. patients par semaine.

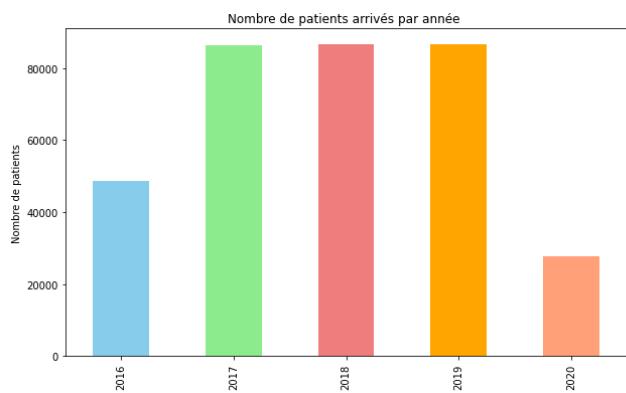


figure 6

Le graphique ci-dessous illustre l'évolution du nombre de patients par année. Étant donné que l'étude couvre une période de 6 mois en 2016 et un mois en 2020, nous pouvons estimer le nombre moyen de patients par an à 86 580 en se basant sur les données de 2017 (86 500 patients), 2018 (86 525 patients) et 2019 (86 713 patients)

Chaque année est représentée par des diagrammes à barres, fournissant une évaluation de l'affluence mensuelle. En examinant ces graphiques, on peut avoir l'impression que chaque année présente une similarité dans le nombre de cas par période. Cependant, les mois d'octobre et de mars se démarquent des autres en affichant un taux de fréquentation plus élevé.

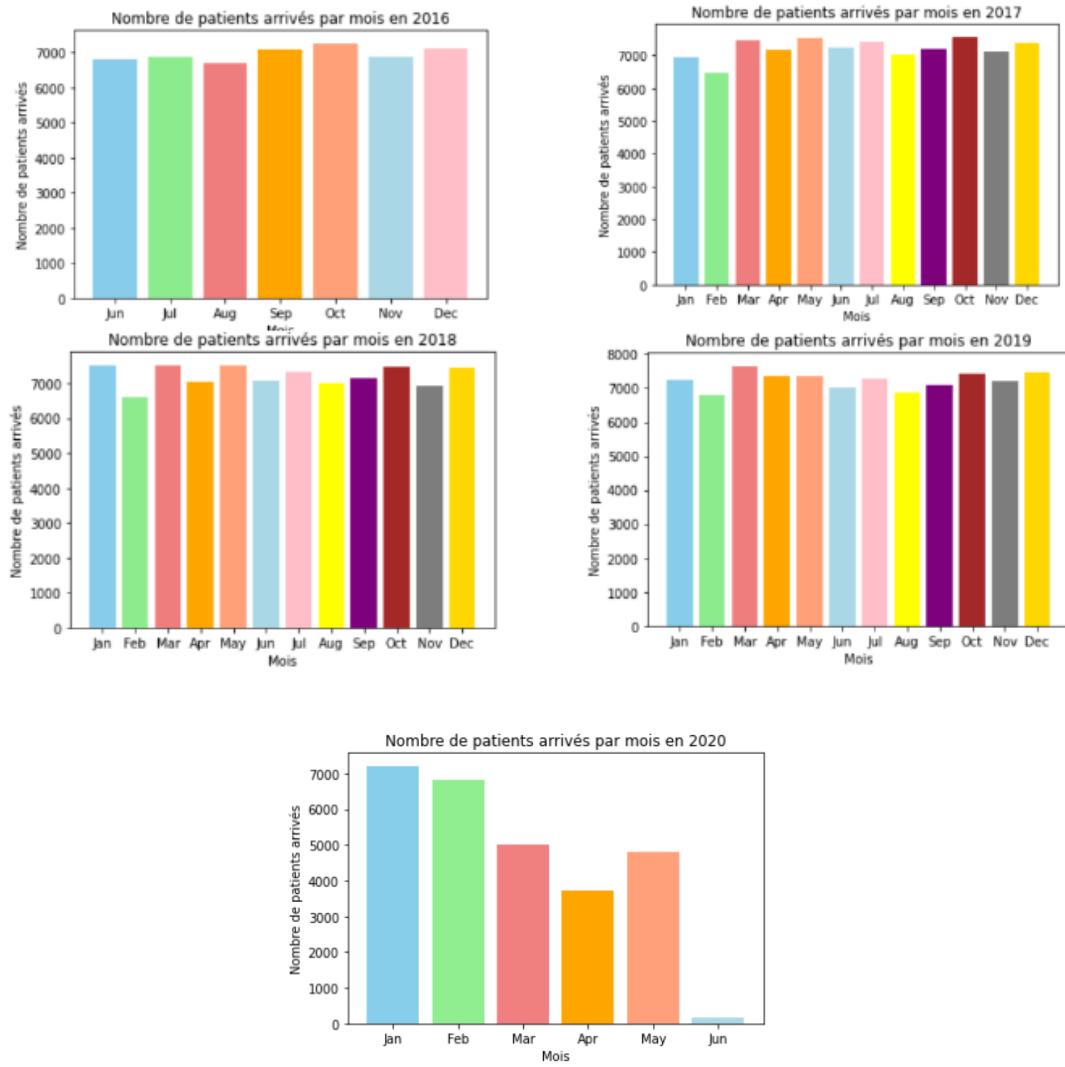


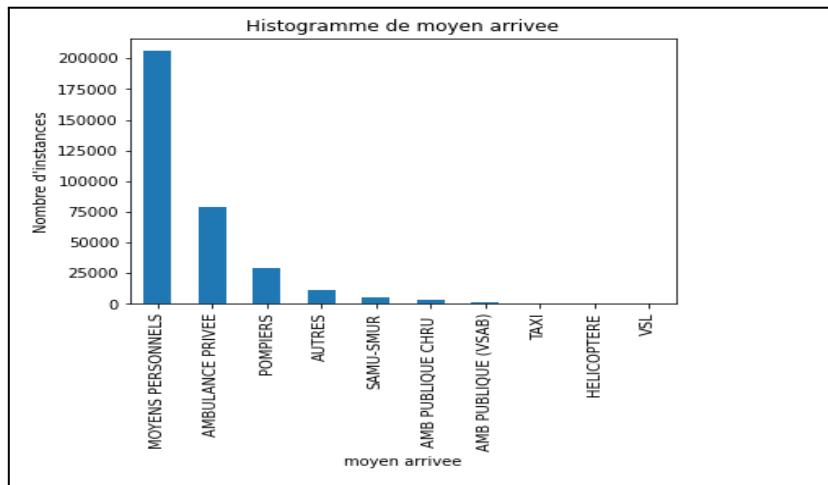
Figure 7

B .Variation de code CCMU en fonction de moyen d arrivée

l'histogramme au-dessus fournit des informations précieuses sur les différents moyens d'arriver aux urgences .

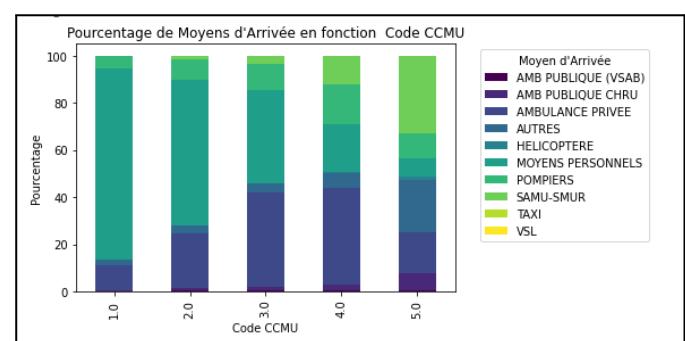
Dans notre étude, l'analyse approfondie des moyens d'arrivée aux urgences a révélé des insights précieux qui peuvent grandement contribuer à l'optimisation des ressources et à l'amélioration des soins aux patients au fil du temps. Au cours des quatre dernières années, le moyen d'arrivée le plus fréquemment observé était le moyen personnel, enregistrant environ 200 000 cas. Les ambulances privées constituaient le deuxième moyen d'arrivée le plus courant, avec une fréquence d'environ 125 000 cas, suivi par les pompiers, qui représentaient le troisième moyen d'arrivée le plus récurrent avec environ 100 000 cas. Des

Observations plus détaillées révèlent que le SAMU-SMUR, les ambulances publiques du CHRU et du VSAB ont traité des nombres de cas similaires, s'élevant respectivement à environ 75 000, 50 000 et 25 000. En revanche, l'utilisation de taxis, d'hélicoptères et de VSL comme moyens d'arrivée était relativement faible, avec chacun enregistrant moins de 25 000 cas.



Une perspective cruciale de notre analyse se concentre également sur la variation du code CCMU de chaque patient en fonction de son moyen d'arrivée. Cette approche offre une compréhension plus approfondie de la sévérité des cas en relation avec le mode de transport utilisé. Ces données sont d'une importance capitale pour les professionnels de la santé et les administrateurs hospitaliers, car elles peuvent orienter les décisions stratégiques visant à mieux allouer les ressources, à optimiser les protocoles d'urgence et à fournir des soins plus ciblés et efficaces aux patients. La corrélation entre le moyen d'arrivée et le code CCMU ouvre des perspectives significatives pour l'amélioration continue des services d'urgence, soulignant l'importance d'une gestion proactive et personnalisée des cas en fonction de leur gravité et des moyens de transport utilisés.

Code CCMU	moyen arrivee	count	percentage
1.0	MOYENS PERSONNELS	26993	81.077103
2.0	MOYENS PERSONNELS	169185	62.103103
3.0	AMBULANCE PRIVEE	7922	40.342211
4.0	AMBULANCE PRIVEE	1173	40.956704
5.0	SAMU-SMUR	573	32.968930



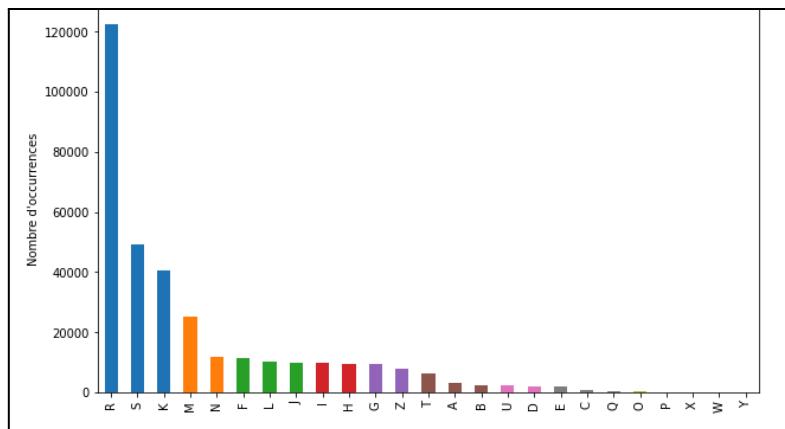
En analysant les résultats, on constate des variations significatives dans la répartition des moyens d'arrivée en fonction de la gravité de la maladie, telle que déterminée par le CCMU. Par exemple, pour les patients ayant un CCMU de 1, une majorité arrive par ses propres moyens, tandis que pour ceux avec un

CCMU de 5, une proportion notable est transportée par hélicoptère ou par les services SAMU-SMUR . De manière similaire, pour les patients classés avec un CCMU de 2, le transport par VSL est dominant , suivi par des moyens tels que l'ambulance publique ou privée , les pompiers ou les taxis , et les moyens personnels . Dans le cas des patients avec un CCMU de 4, une majorité est acheminée par les services SAMU-SMUR. Ces observations fournissent des indications précieuses aux professionnels de la santé et aux autorités en charge des urgences du CHU, les aidant à mieux comprendre les tendances de transport des patients en lien avec la gravité de leur état de santé et à ajuster les ressources en conséquence.

C . Code diagnostique

L'analyse de l'arrivée des patients aux urgences en fonction des codes de diagnostic CIM10 revêt une importance cruciale pour optimiser les ressources médicales et mieux répondre aux besoins variés des patients. Le premier graphe, axé sur la fréquence des lettres dans les codes diagnostiques, constitue une première approche pour comprendre les tendances générales. Cependant, afin d'approfondir cette compréhension et d'anticiper de manière plus précise les besoins en personnel et en équipements, une seconde analyse a été réalisée.

Dans un effort pour classifier les affections de manière plus spécifique, nous avons examiné les trois premiers caractères des codes diagnostiques (figures 3,4), correspondant aux catégories de maladies selon la Classification Internationale des Maladies, (CIM-10).



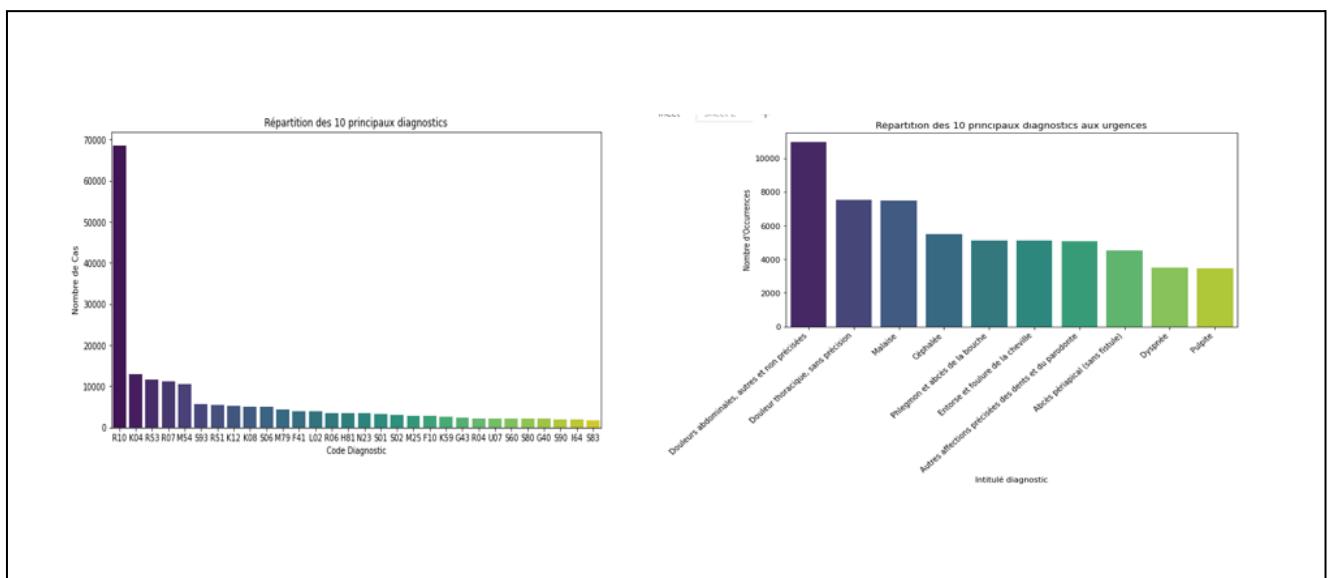
L'examen détaillé des codes de diagnostic CIM-10 a révélé que la lettre "R" est la plus fréquemment rencontrée, signalant ainsi que les pathologies traumatiques ou liées à des blessures sont prédominantes parmi les patients se rendant aux urgences. Plus spécifiquement, le code R10.4, qui correspond à la douleur abdominale, émerge comme le

plus fréquent, suivi du code R07.4 associé à la douleur thoracique et du code R53.+1, signalant une douleur non spécifiée.

Les lettres "S" et "K" sont également fréquemment observées. La lettre "S" est généralement associée à des pathologies chirurgicales ou cutanées, tandis que la lettre "K" est liée à des affections digestives. Parmi les codes les plus courants, on note le K04.7, concernant la pulpite (inflammation de la pulpe dentaire), et le K08.8, englobant diverses affections spécifiques des dents et des gencives.

Bien que moins fréquentes que "R", "S" et "K", les lettres "M" et "F" apparaissent régulièrement. La lettre "M" est souvent associée à des pathologies musculosquelettiques, tandis que la lettre "F" est principalement liée à des affections féminines, notamment la grossesse et les troubles menstruels.

En revanche, les lettres "N" et "L" sont moins répandues, apparaissent chacune dans une plage horaire restreinte. Cela suggère que les pathologies associées à ces lettres sont moins courantes chez les patients se rendant aux urgences. Par exemple, le code N23, correspondant aux calculs rénaux, est une affection moins fréquemment observée dans cette population.



Intérêt de l'étude

L'analyse approfondie de la variation de l'afflux de patients aux urgences sur une période de 24 heures, par semaine, par mois et par année revêt une importance capitale dans notre quête d'optimisation du temps d'attente. En scrutant les tendances temporelles, nous pouvons

dégager des informations cruciales pour élaborer des stratégies efficaces visant à minimiser les délais d'attente. Cette démarche permet non seulement de mieux allouer les ressources, mais également d'anticiper les pics d'activité et d'ajuster les protocoles d'accueil en conséquence.

L'objectif ultime de cette analyse est d'améliorer la gestion du flux de patients, de réduire les temps d'attente, d'optimiser l'utilisation des ressources et de garantir une réponse plus efficiente aux besoins du service d'urgence. En parallèle, l'étude des moyens d'arrivée des patients en fonction de leur code CCMU offre des informations complémentaires importantes. Cette analyse permet de mieux comprendre les tendances de transport des patients en lien avec la gravité de leur état de santé, facilitant ainsi l'ajustement adéquat des ressources.

Par ailleurs, l'observation des codes diagnostiques contribue également à anticiper les besoins en personnel et en équipements, en fonction de l'affluence et des types de cas à traiter. Cette approche permet d'ajuster de manière proactive les ressources médicales en fonction des pathologies les plus fréquentes, améliorant ainsi l'efficacité opérationnelle et la qualité des soins dispensés. Ces données serviront de base solide pour formuler des recommandations stratégiques, offrant aux professionnels de la santé et aux autorités en charge des urgences du CHU des outils précieux pour une gestion plus efficace et adaptative des situations d'urgence.

II.2.2. Indicateur 2: la durée

A . Temps d'attente primaire

Pour donner un sens à nos données concernant le temps d'attente primaire, nous avons entrepris une analyse approfondie à l'aide d'Excel. Nous avons choisi de définir cet indicateur comme le temps écoulé entre "DH arrivée" et la première prise en charge "date debut prise en charge médicale". Cette décision découle du constat que, une fois que le patient entre dans le circuit de soins, ni lui ni le personnel soignant ne connaissent la durée exacte de l'attente. Notre démarche analytique dans Excel a permis d'explorer la distribution des temps d'attente primaire, identifiant les tendances et les variations. Cette exploration nous a également offert une compréhension plus approfondie des moments critiques dans le parcours patient.

B. Durée de traitement

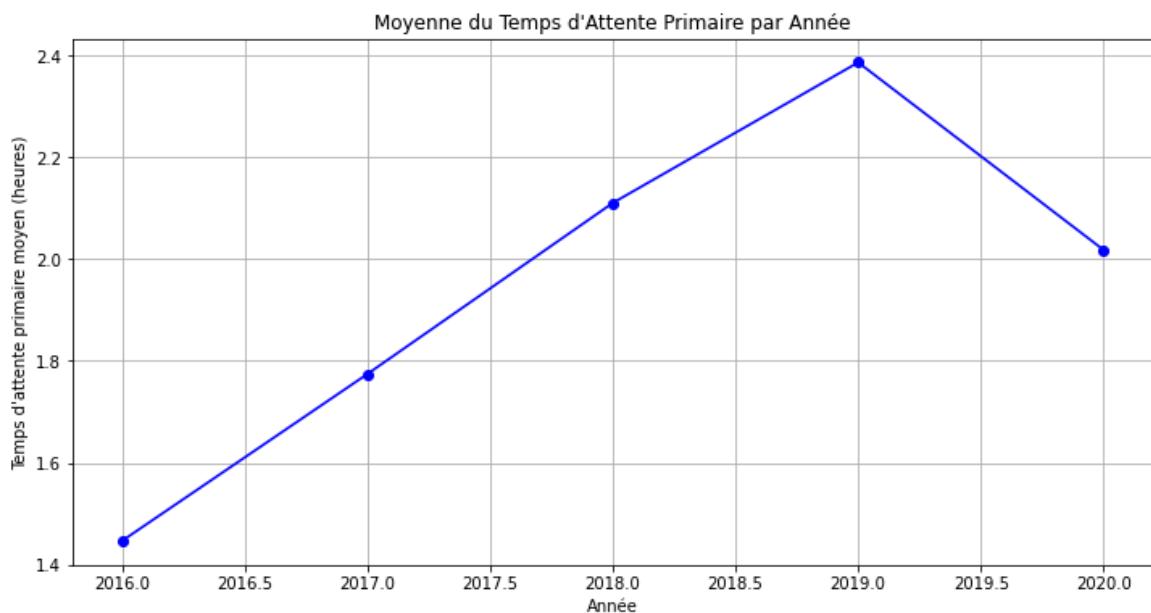
La durée de traitement a été sélectionnée comme second indicateur pour notre étude. En se concentrant sur ce paramètre, notre objectif est d'analyser les facteurs qui contribuent aux délais de

traitement, ainsi que de comprendre les variations temporelles, tout cela dans le cadre de notre objectif principal

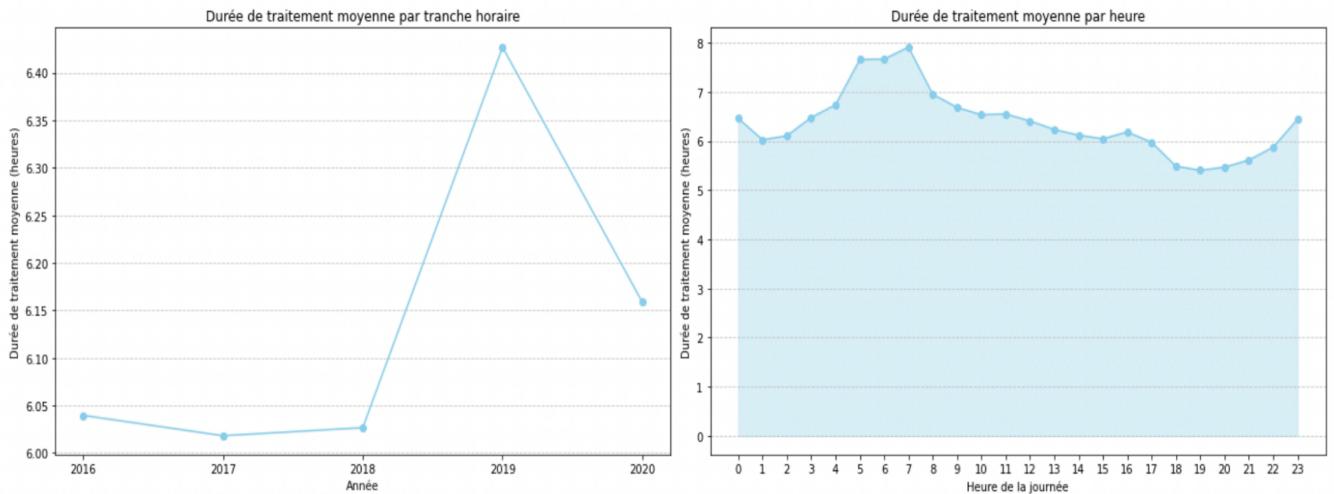
II.2.3 Les courbes/Analyse

Courbes (Temps d'attente primaire) :

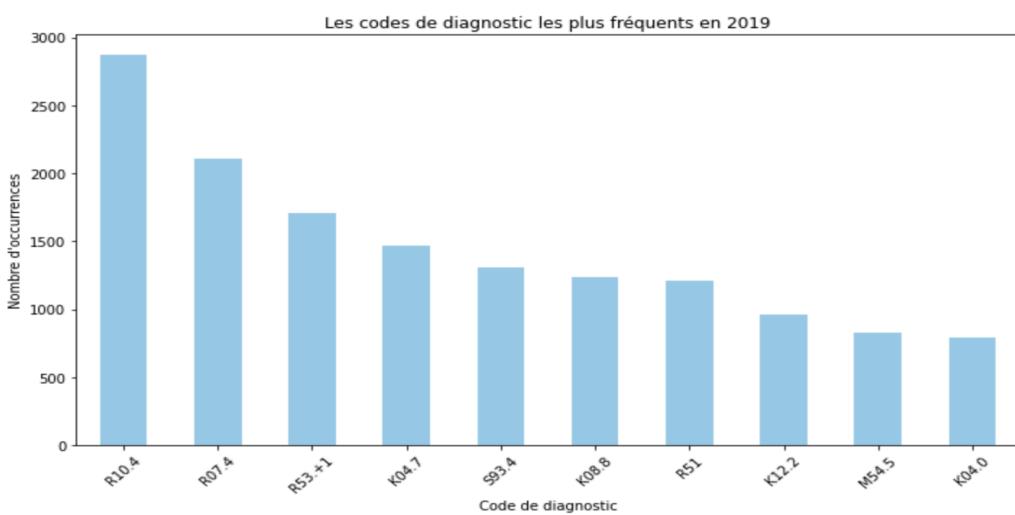
Dans l'ensemble, on remarque que le temps d'attente primaire moyen a diminué de 37 % entre 2017 et 2020, mais il reste toujours supérieur aux temps d'attente moyens de 2016. Ces données suggèrent que des améliorations significatives ont été apportées à la réduction des temps d'attente moyens dans les années suivantes, mais il reste encore des progrès à faire pour atteindre les délais prévus en 2016.



Courbes (Durée de traitement) :

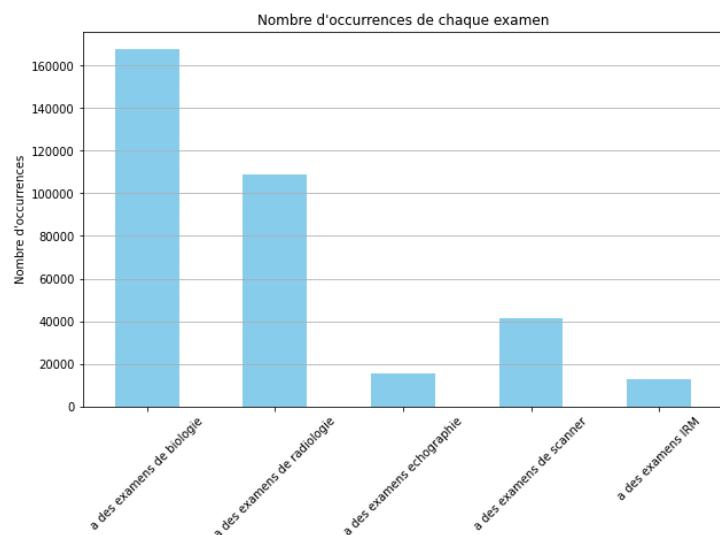


L'analyse de la courbe de durée de traitement moyenne par heure révèle un pic d'activité vers 8 heures du matin, indiquant une forte affluence de patients en début de journée. En revanche, les heures creuses vers 19 heures montrent une diminution du nombre de patients et une réduction de la durée de traitement. Ces tendances soulignent la nécessité d'ajuster les ressources et la planification du personnel pour optimiser l'efficacité des services d'urgence. La deuxième courbe représente la durée de traitement moyenne par heure en fonction des années, et nous observons un pic en 2019, ce qui est cohérent étant donné que le code de diagnostic le plus fréquent en 2019 est R10.4, comme le montre le troisième graphique. Ce code est également le plus fréquent dans notre ensemble de données.



C. les examens complémentaires

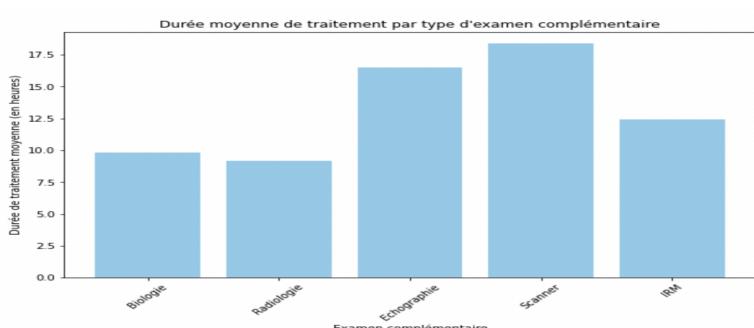
Nous avons mené une analyse approfondie des données relatives aux examens complémentaires effectués aux urgences tels que l'IRM, le scanner, l'échographie, les examens biologiques et radiologiques,. Dans un premier temps, notre démarche visait à déterminer l'examen le plus fréquemment requis sur une période de quatre ans. Cette exploration nous a permis de cerner les besoins diagnostiques dominants au fil du temps, offrant ainsi un aperçu essentiel des priorités médicales. Dans un second temps, nous avons examiné la durée moyenne de traitement pour chaque type d'examen. Cette étude nous a offert des perspectives importantes sur l'efficacité des processus de diagnostic et de traitement, contribuant ainsi à l'amélioration des pratiques cliniques et à une meilleure allocation des ressources dans les services d'urgence.



sont également fréquemment sollicités, mais à des niveaux d'occurrence nettement inférieurs à celui des examens biologiques. Enfin, l'IRM apparaît comme l'examen le moins fréquemment demandé parmi ceux présentés dans le graphe, indiquant une utilisation plus limitée de cette modalité diagnostique dans le contexte des urgences.

l'examen biologique est celui qui compte le plus grand nombre d'occurrences, avec une impressionnante valeur de 160 000 occurrences. Cette constatation souligne l'importance cruciale des tests biologiques dans les procédures diagnostiques aux urgences. En revanche, les examens de radio, d'échographie et de scanner sont également fréquemment sollicités, mais à des niveaux d'occurrence nettement inférieurs à celui des examens biologiques. Enfin, l'IRM apparaît comme l'examen le moins fréquemment demandé parmi ceux présentés dans le graphe, indiquant une utilisation plus limitée de cette modalité diagnostique dans le contexte des urgences. Cette analyse met en évidence la diversité des besoins diagnostiques et la

prépondérance des examens biologiques dans la prise en charge des patients aux urgences.

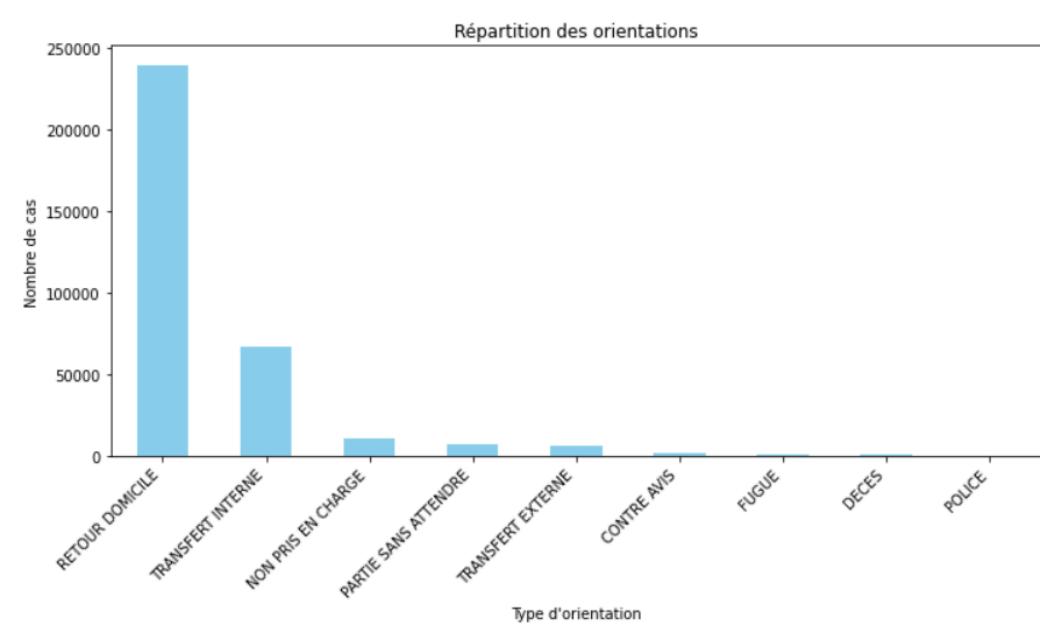


II..2.3.1 Intérêt de l'étude

Notre étude se concentre sur trois indicateurs clés de durée dans les services d'urgence : le temps d'attente primaire, la durée de traitement et les examens complémentaires. Le temps d'attente primaire est important pour évaluer l'efficacité initiale de la prise en charge des patients. En analysant la durée de traitement, nous cherchons à identifier les facteurs influant sur les délais et à comprendre les variations temporelles pour améliorer la rapidité des soins. De plus, l'analyse des examens complémentaires vise à optimiser les temps d'attente en identifiant des opportunités d'amélioration, assurant ainsi une réponse efficace aux besoins médicaux urgents tout en optimisant les ressources disponibles.

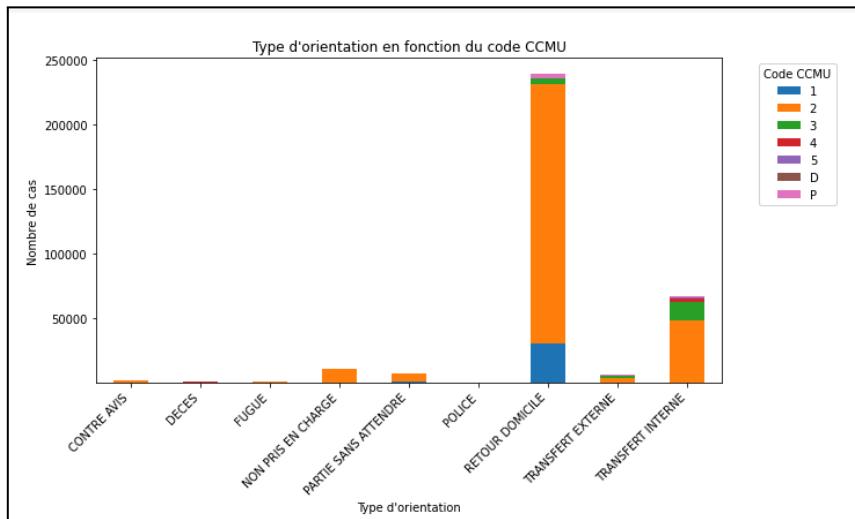
II.2.2. Indicateur 3: Conséquence

II.1.3.1. Les courbes et analyse



Ce résultat présente le nombre de cas selon chaque type d'orientation . La catégorie prédominante est "Retour Domicile", suggérant que la majorité des patients sont autorisés à quitter l'établissement après leur prise en charge. Les cas de "Transfert Interne" et "Transfert Externe" indiquent des déplacements vers d'autres services internes de l'hôpital ou d'autres établissements médicaux. La catégorie "Non Pris en Charge" reflète les situations où les patients ne sont pas pris en charge, tandis que des résultats plus graves tels que "Décès" et "Contre Avis" sont également observés, bien que moins fréquents

La catégorie des 'Transferts Internes' représente environ 70 000 cas, ce qui constitue un nombre significatif et a le potentiel d'accentuer la charge au sein du service d'urgences



Le graphique illustre la répartition du nombre de patients aux urgences en fonction du type d'orientation (retour à domicile, transfert interne, transfert externe etc.) pour différentes valeurs de la variable CCMU.

Pour les patients classés avec un code CCMU de 1, le nombre d'individus orientés vers un retour à domicile avoisine les 30 000, constituant ainsi la majorité des cas dans cette catégorie. En ce qui concerne les patients avec un code CCMU de 2, le nombre de retours à domicile varie significativement entre 30 000 et 230 000, tandis que le nombre de transferts internes se stabilise autour de 50 000. Pour les patients affichant un code CCMU de 3, on observe une fourchette de transferts internes s'étendant de 50 000 à 70 000. Quant aux patients catégorisés avec un code CCMU égal à 4, le nombre de transferts internes oscille entre 70 000 et 80 000. Il est intéressant de voir les causes du transfert externe vers d'autres hôpitaux, si elles sont des causes de manque de ressources, de disponibilité, ou techniques.

II.1.3.3. Intérêt de l'étude

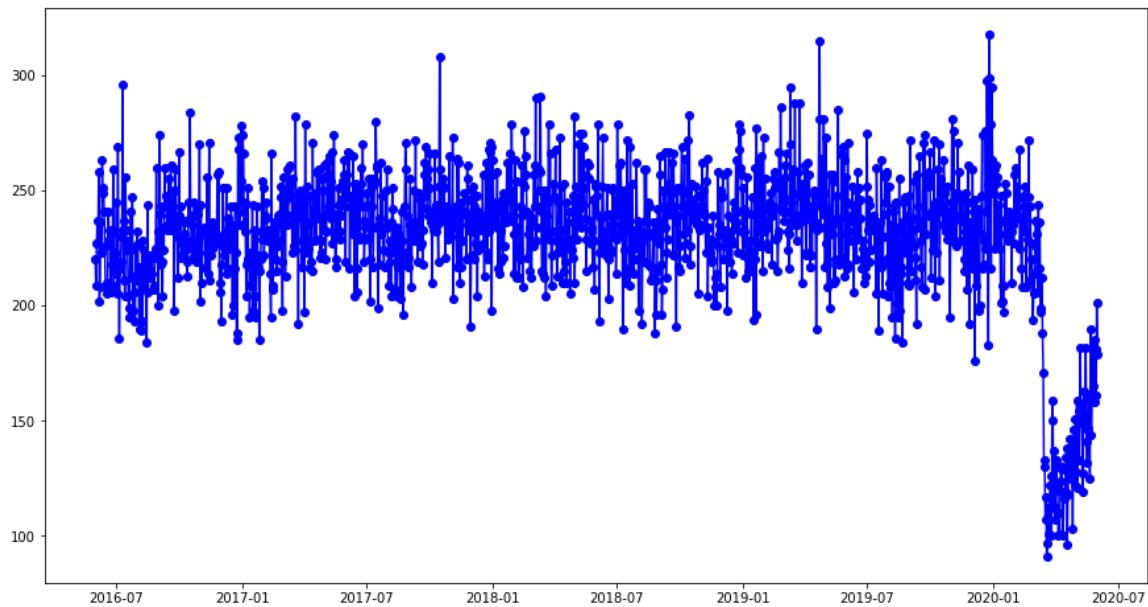
L'analyse de la répartition des patients aux urgences selon leur type d'orientation en fonction du score CCMU revêt une importance cruciale pour plusieurs aspects de la gestion hospitalière et de la prestation de soins. Comprendre comment les patients sont orientés en fonction de leur gravité médicale évaluée par le CCMU permet aux urgences de mieux organiser leurs ressources et leur personnel, d'anticiper les besoins en termes d'équipement et de personnel médical, et d'adapter les protocoles de prise en charge en fonction des profils de patients. Cette analyse fournit des informations essentielles pour améliorer l'efficacité opérationnelle des services d'urgence, réduire les temps d'attente, et

garantir une réponse rapide et adaptée à chaque patient, contribuant ainsi à une meilleure qualité des soins et à une gestion plus efficiente des ressources hospitalières.

II.2. Apprentissage et prédition

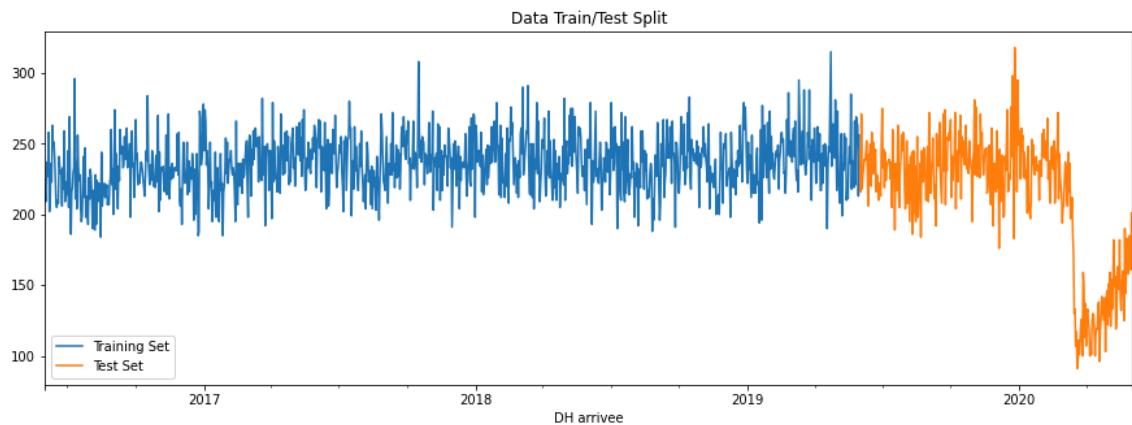
II.2.1. Prédition de la loi d'arrivée des patients aux SUA

II.2.1.1. Les courbes



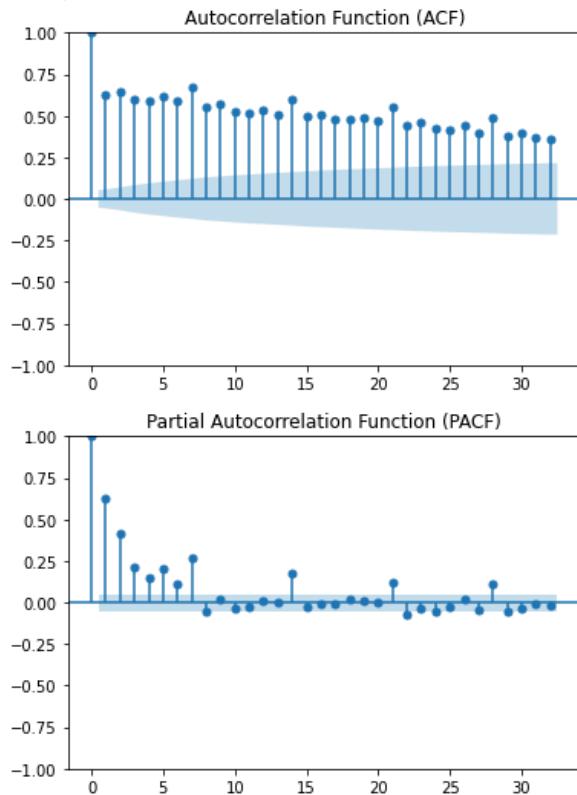
En examinant la série temporelle, on peut identifier une tendance générale, qui représente l'évolution du nombre de patients au fil du temps. Cette tendance peut être croissante, décroissante ou stable. La détection de la tendance permet de comprendre si le nombre de patients a connu une augmentation constante, une diminution progressive, ou s'il est resté relativement constant, et dans notre cas on peut remarquer d'après notre série temporelle que la moyenne de l'évolution du nombre des patients arrivés est presque entre 220 et 260 en général surtout pour la période à partir de 2016 jusqu'à l'année 2020, donc on peut dire que chaque jour un nombre moyen de 260 presque de patients arrivent aux urgences. Cependant pour la période à partir de janvier 2020 y a un changement brusque au niveau du nombre de patients, et cela revient aux anomalies et événements exceptionnels qui peuvent avoir un impact significatif sur le nombre de patients arrivés. Ces événements pourraient inclure des situations d'urgence, des épidémies soudaines, ou d'autres circonstances extraordinaires.

Identifier ces anomalies permet de mieux comprendre les facteurs qui peuvent influencer brusquement les tendances de la série temporelle.



Lorsqu'on travaille avec des séries temporelles, la division entre les ensembles d'entraînement et de test est cruciale pour évaluer la performance d'un modèle de manière réaliste. La nature séquentielle des données temporelles nécessite une approche spécifique pour éviter toute fuite d'informations du futur vers le passé, ce qui pourrait fausser l'évaluation du modèle.

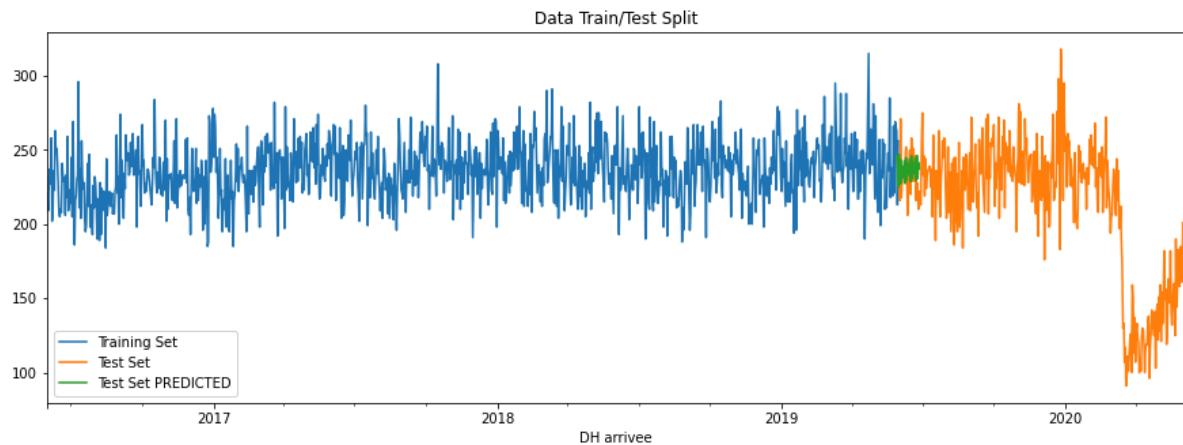
Comme on peut voir pour notre cas ci-dessus, on a fait la division basée sur le temps qui est une division entre train et test, peut être réalisée en spécifiant une certaine date à partir de laquelle toutes les observations seront incluses dans l'ensemble de formation (ici on a choisi le train de 2016 jusqu'à presque moitié de 2019), tandis que les observations ultérieures seront incluses dans l'ensemble de test.



ACF et PACF sont deux outils essentiels utilisés dans l'analyse des séries temporelles pour comprendre la structure de dépendance temporelle des données. Ils permettent d'identifier les relations autocorrélées entre les observations d'une série temporelle.

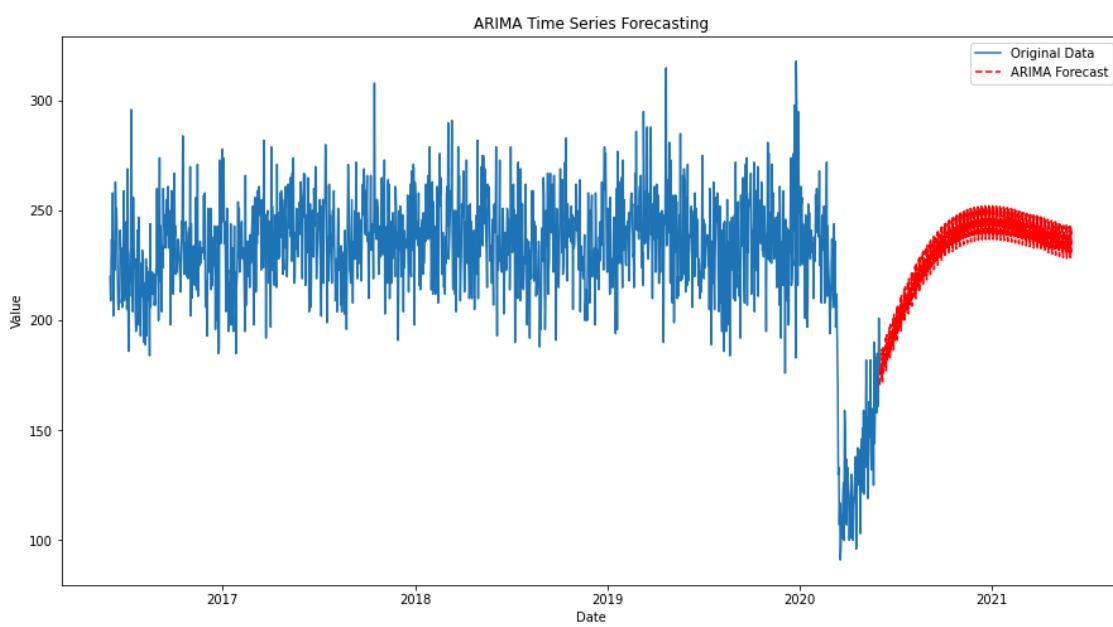
L'ACF mesure la corrélation entre une observation et ses observations précédentes à différents retards (lags). Il aide à identifier les motifs de corrélation serielle dans une série temporelle. Chaque barre dans le graphe ACF représente la corrélation entre les observations à un certain retard. Les barres qui dépassent les intervalles de confiance indiquent une corrélation significative.

Le PACF mesure la corrélation entre une observation et ses observations précédentes, en tenant compte des contributions des observations intermédiaires. Il est particulièrement utile pour identifier les retards spécifiques qui ont un impact direct sur l'observation actuelle, excluant l'influence des retards intermédiaires.



En examinant les prédictions par rapport aux valeurs réelles dans les données de test, on peut évaluer la capacité du modèle à anticiper les variations saisonnières, les tendances émergentes, et à réagir aux anomalies ou événements exceptionnels.

Le graphique ci-dessus montre les résultats de notre modèle sur une période des données de test et on peut remarquer que le modèle arrive à prévoir (déjà pas mal) le nombre de patients arrivés à un jour bien déterminé, et les résultats sont bien logiques et satisfaisants mais on peut penser à l'optimisation du modèle en cas de besoin en agissant sur les hyperparamètres.



Après qu'on tester le modèle sur les données de test, c'est le temps maintenant de passer à la prédiction de nombre des patients pour les futurs jours, on peut remarquer que le modèle a tendance à donner des bons résultats vu que le nombre des patients prédit est en évolution jusqu'à ce qu'il se stabilise donc d'avoir un moyen en nombre égale presque à 240 patients chaque jour ce qui est bien le cas pour les années précédentes sauf si ya des anomalies ou

des événements exceptionnels qui peuvent affecter le nombre de patients arrivés aux urgences.

le nombre de patients pour les 10 jours suivants a partir de 2020/06/02 sont :

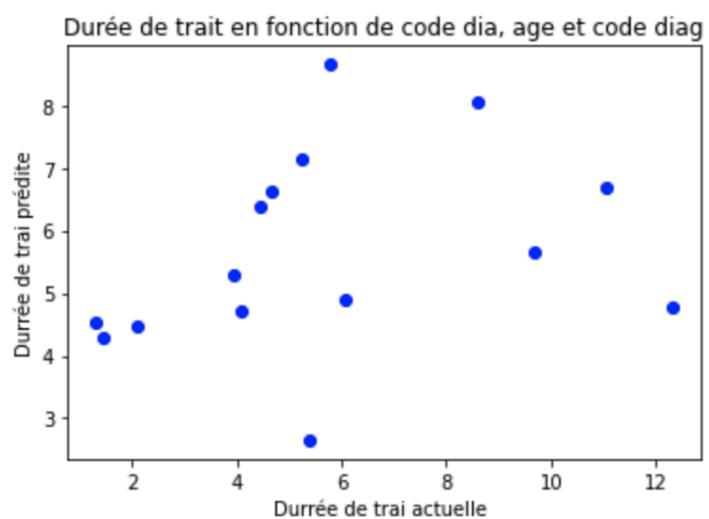
2020-06-02	170.615770
2020-06-03	179.324736
2020-06-04	179.688964
2020-06-05	173.905889
2020-06-06	186.785765
2020-06-07	172.176302
2020-06-08	188.414643
2020-06-09	176.550105
2020-06-10	184.456185
2020-06-11	184.827814

II.2.1.3. Intérêt de l'étude

L'intérêt de cette étude c'est que, en faisant des prévisions précises sur le nombre attendu de patients, les établissements de santé peuvent optimiser l'utilisation de leurs ressources, notamment le personnel médical, les lits d'hôpital, les équipements, et les fournitures. Cette approche permet une réponse plus adaptée à la demande variable, évitant ainsi les situations de sous-effectif ou de sur-effectif.

II.2.2. Prédiction de la durée du traitement

II.2.2.1. Les courbes



II.2.2.2. Analyse

Dans cette partie on va opter pour des modèles de régression tels que : régression polynomiale, régresseur de forêt aléatoire et bien d'autres.

Après l'entraînement, le modèle de régression polynomiale a donné des résultats qui ne sont pas des résultats souhaitables. Comme le montre la figure ci-dessus, on a pris un échantillon aléatoire de 15 patients différents pour voir la différence entre les valeurs actuelles selon la base de données de l'hôpital et les valeurs prédites par le modèle.

.3 code diagnostique	.3 Code CCMU_...	.3 age
3560	1	38
1499	5	71
3144	1	20
1207	1	82
575	6	66

D'après ce tableau, on a pris 5 patients avec chacun son code diagnostique, code ccmu et âge et partir de ces valeurs on va prévoir la durée de traitement, et comme ça on va voir les écarts entre les valeurs prédites par les modèles choisis et les valeurs réelles qui sont des vraies valeurs.

En faisant une analyse générale de cette comparaison, on peut remarquer que le modèle a déjà donné des résultats logiques qui sont pas très loin des valeurs actuelles mais qui reste toujours des résultats à améliorer surtout qu'on est dans un domaine qui exige la plus haute précision possible.

Alors à partir de cet échantillon aléatoire des patients le modèle a fait une erreur dans le 2ème exemple dont la valeur réelle c'est autour de 6.5h par contre notre modèle a prédit une valeur bien loin qui est d'ordre de 2.5h donc ici on parle d'un écart de 4h de durée de traitement ce qui est pas acceptable surtout en santé, mais pour les autres les résultats sont déjà pas mal.

Les valeurs prédites	VS	Les valeurs actuelles
0		duree_trai_en...
4.87958389460513		6.5
6.432800317143834		2.5833333333333335
5.445252787174963		5.6
4.803871564750782		5.2666666666666667
5.219527915430079		4.6833333333333334

II.2.2.3. Intérêt de l'étude

L'intérêt de cette étude de faire la prédition du temps de traitement des patients présente plusieurs avantages dans le domaine de la santé et des soins médicaux tels que,

- Optimisation des ressources en prévoyant le temps nécessaire pour traiter un patient, les établissements de santé peuvent mieux planifier l'utilisation de leurs ressources, telles que les salles d'opération, le personnel médical et les équipements. Cela permet une gestion plus efficace des flux de travail et une réduction des temps d'attente.
- Amélioration de la satisfaction des patients en réduisant les temps d'attente et en fournissant des estimations précises sur la durée des procédures médicales, les patients sont mieux informés et peuvent planifier leur temps de manière plus efficace. Cela contribue à une meilleure satisfaction générale des patients.
- Amélioration de l'efficacité opérationnelle en comprenant les temps de traitement prévus, les établissements de santé peuvent ajuster leurs processus opérationnels pour améliorer l'efficacité globale, réduire les goulots d'étranglement et minimiser les retards.

II.2.3. Prédiction de la charge du personnel médical par jour/par mois/par an

II.2.4. Prédiction du temps d'attente par pathologie

II.2.5. Prédiction de la durée de séjour en fonction de l'heure d'arrivée (voir annexe)

III. Analyse de l'Intra des SUA

Introduction

L'analyse des Services d'Urgences Adultes (SUA) est un enjeu majeur dans le domaine de la santé. Les SUA sont des structures hospitalières qui prennent en charge les patients en situation d'urgence ou nécessitant une admission en urgence. Leur fonctionnement doit être optimal pour répondre efficacement aux besoins des patients et des professionnels de santé, tout en assurant une gestion optimale des ressources.

Nous commencerons par présenter la modélisation du workflow du parcours patient. Nous expliquerons les concepts clés de la notion de workflow, ainsi que les raisons pour lesquelles il est important de modéliser le parcours patient dans les SUA. Nous poursuivrons avec la présentation des méthodes d'optimisation utilisées pour ordonner les patients dans les SUA. Enfin, nous présenterons un système multi-agent permettant de gérer le flux de patients dans les SUA. Nous expliquerons le principe théorique de ce système et son adaptation aux SUA.

Cette analyse des SUA permettra d'identifier les défis et les opportunités pour améliorer le fonctionnement de ces structures hospitalières.

- Introduction à la notion de workflow

Définition

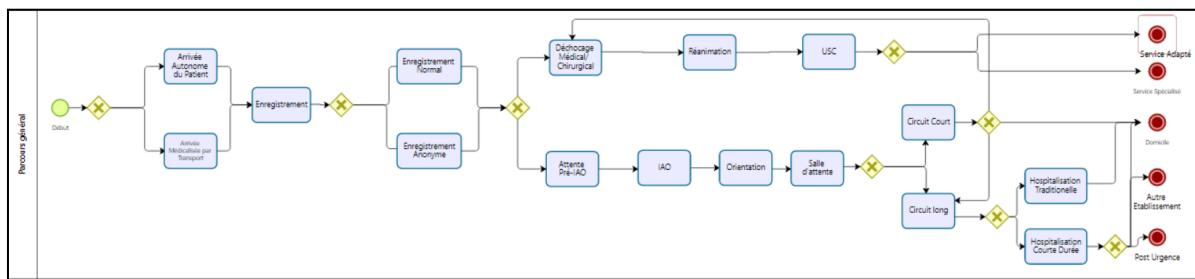
Un workflow décrit de manière séquentielle les différentes étapes d'un processus, y compris les tâches attribuées à chaque intervenant, les délais à respecter, les contrôles et validations nécessaires, ainsi que les informations requises pour l'exécution de chaque tâche. Ce modèle identifie clairement les intervenants en spécifiant leur rôle et la manière dont ils doivent l'accomplir de manière optimale. Les intervenants peuvent être des individus ou des systèmes automatisés intégrés dans le système d'information. Le workflow facilite la gestion et le suivi des différentes étapes du processus. Par exemple, dans le cadre d'un processus de publication en ligne, le workflow détaille les différentes étapes de la chaîne éditoriale, depuis la rédaction du contenu jusqu'à sa publication finale.

Symboles et formes

Nom	Symbole logigramme	Usage
Processus		représente une étape dans votre processus.
Processus pré-défini		implique un ensemble des étapes qui sont combinées à créer un sous processus qui est défini ailleurs, souvent sur une autre page du même dessin.
Décision		implique un point où le résultat d'une décision dicte l'étape suivante. Il peut y avoir des résultats multiples, mais souvent, il n'y a que deux - oui et non.
Formes de début		implique les points de début d'un processus.
Flèches et connecteurs		la progression logique dans le cours, sous réserve des choix faits à des points de décision ou d'action dans le processus.

Parcours du patient dans le SUA

La figure ci-dessous illustre le schéma du flux global des patients dans le service des urgences pour les adultes, en incluant les sous-processus du circuit court et du circuit long, ainsi que les points de sortie.



Workflow pour modéliser parcours patient dans les SUA

Le processus débute avec l'arrivée des patients, qu'ils viennent à pied ou soient transportés. Les cas extrêmement graves sont immédiatement dirigés vers le déchocage chirurgical, tandis que les autres sont pris en charge par le personnel médical pour leurs formalités administratives (création de dossier, enregistrement des informations d'identification et autres données pertinentes pour leur dossier médical). Ensuite, ils attendent d'être orientés par l'infirmier d'orientation.

Selon la gravité de leur état l'infirmier d'orientation les dirige soit vers le circuit court, soit vers le circuit long.

Dans le cadre du circuit court, deux scénarios se présentent : soit le patient est autorisé à rentrer chez lui après son évaluation, soit il est dirigé vers le circuit long ou le déchocage médical si son état s'aggrave.

Quant au circuit long, le personnel médical décide de l'orientation du patient vers l'une des zones d'hospitalisation suivantes :

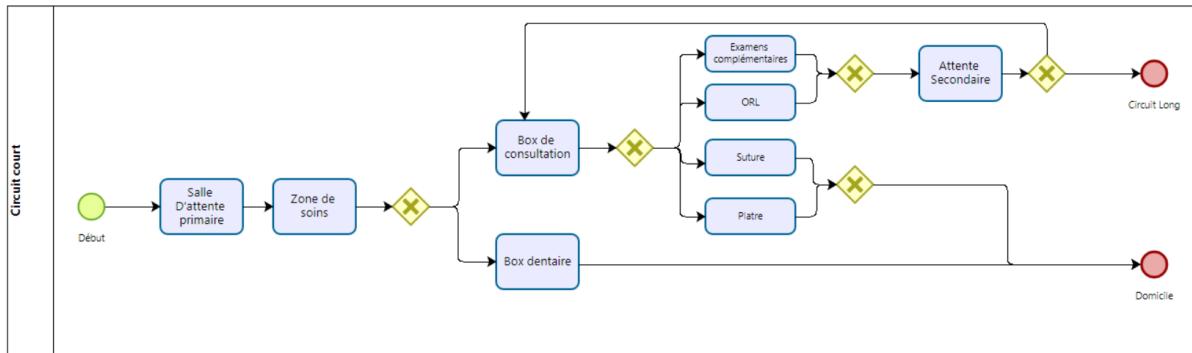
- La Zone d'hospitalisation traditionnelle (HT)
- Secteur sous contrôle des urgences ou l'Unité d'hospitalisation de courte durée attaché ou urgences (UHCD), destinée aux patients nécessitant une surveillance nocturne ou continue pendant 24 heures
- Secteur de la post-urgences pour les patients qui ont plus ou moins besoin de suivre

Après l'hospitalisation, les patients sont réorientés soit vers un service spécialisé approprié, soit vers un autre établissement, soit ils retournent chez eux.

Les patients ayant traversé le déchocage médical sont transférés vers l'Unité de Surveillance Continue (USV) pour une surveillance médicale continue après réanimation, avant d'être redirigés vers un service spécialisé adapté et adapté.

Circuit Court du patient dans le SUA

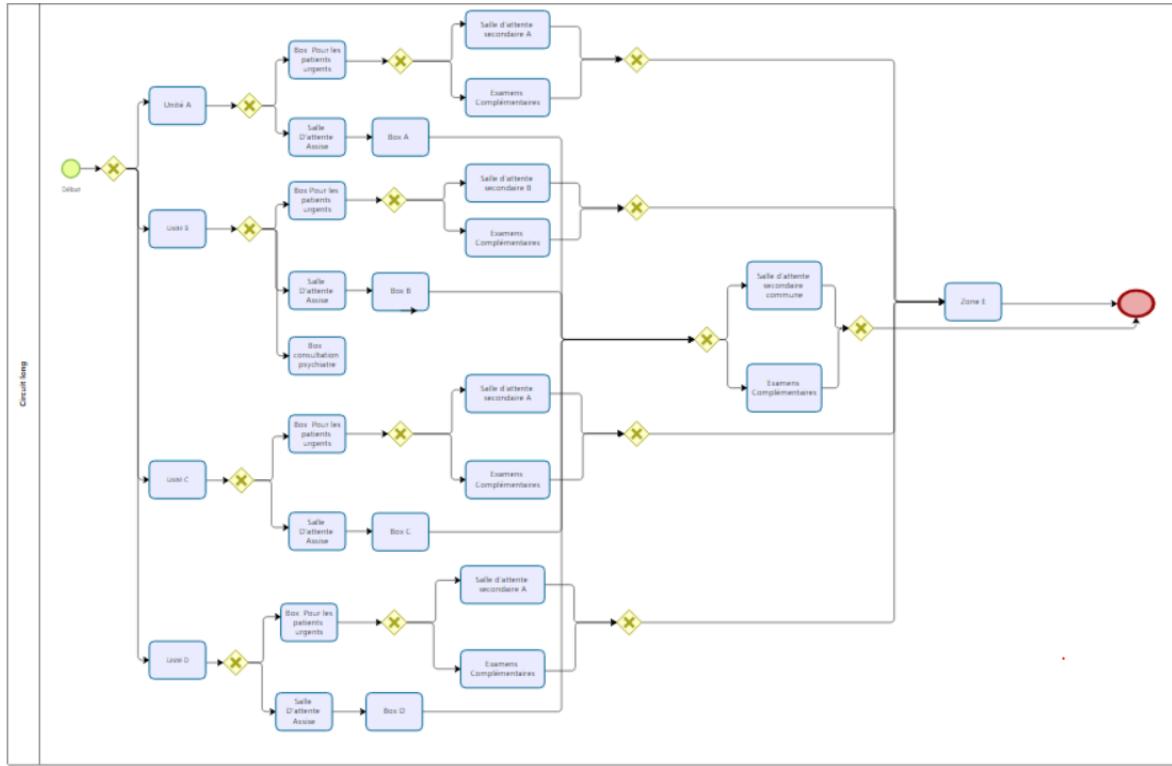
Le circuit court est destiné aux personnes autonomes, non brancardées ayant un état lésionnel stable.



Workflow pour modéliser le circuit court

Le Circuit Court des SUA du CHU de Lille est composé de box de consultation, ainsi que de box dédiés à des interventions spécifiques comme la suture, le plâtre, l'Oto-Rhino-Laryngologie (ORL) et la dentisterie. Deux espaces d'attente, primaire et secondaire, sont aménagés pour optimiser le flux des patients. Les ressources humaines comprennent un interne en médecine, un interne en chirurgie, un externe, un infirmier, un aide-soignant et un interne dentaire de garde. Le patient ne reste dans le box que pendant la consultation, puis attend en zone d'attente secondaire jusqu'à la communication du diagnostic. Ainsi que le patient peut avoir besoin d'examens supplémentaires dans quelques cas, qui peuvent le rediriger vers le circuit long.

Circuit long du patient dans le SUA



III.1. Modélisation mathématique du parcours patient

Nous avons choisi de modéliser le parcours patient en utilisant la méthode **workflow** (flux de travail). C'est une représentation graphique de l'ensemble des tâches nécessaires pour réaliser un processus donné. Dans le domaine de la santé, le parcours du patient dans le système de soins est souvent complexe et implique de nombreux professionnels de santé. Le workflow peut aider à mieux comprendre et optimiser ces parcours. En effet, il permet de représenter graphiquement les différentes étapes du parcours du patient ainsi que les acteurs impliqués dans chaque étape.

La modélisation du workflow est donc un outil clé pour comprendre et améliorer les processus de prise en charge des patients dans les SUA. Elle permet de visualiser les différentes étapes du parcours patient, les acteurs impliqués et les interactions entre eux. La modélisation permet également d'identifier les points à améliorer pour optimiser la prise en charge des patients et faciliter la coordination entre les différents professionnels de santé impliqués et réduire les temps d'attente pour les patients.

III. Analyse de l'Intra des SUA

III.1. Modélisation mathématique du parcours patient

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

Variables	
Tatt	Temps d'attente global
Tsejour	Durée totale de séjour
Tdepass	Temps dépassée lors d'un examen
Texami	Temps nécessaire pour effectuer l'examen i
Pmedic	Nombre de personnels médicaux disponibles
Sdispo	Nombre de salles disponibles
Edispo	Nombre d'équipements médicaux disponibles
Ppenalite	Variable de pénalité en cas de dépassement des délais
Paramètres de décision	
Xexami	Décision d'effectuer l'examen i (variable binaire : 1 si oui , 0 si non)
Nperso	le nombre de personnels médicaux assignés aux soins du patient
Nsalles	le nombre de salles assignées pour les examens et les soins du patient
Nequip	le nombre d'équipements médicaux assignés pour les examens et les soins du patient

III.1.2. Définir les différentes contraintes

Diverses contraintes contribuent à la difficulté et à la prolongation des attentes en termes de modélisation du parcours patient. Deux principales catégories de contraintes ont été identifiées dans le cadre de cette étude :

- *Contraintes de ressources:*

Nombre de personnels médicaux:

Assurer que le nombre de personnels médicaux assignés ne dépasse pas la disponibilité totale de personnels médicaux.

$$N_{perso} \leq P_{medic}$$

Nombre de salles :

Garantir que le nombre de salles assignées ne dépasse pas le nombre total de salles disponibles.

$$N_{salles} \leq S_{dispo}$$

Nombre d'équipements médicaux :

Garantir que le nombre d'équipements médicaux assignés ne dépasse pas la disponibilité totale d'équipements.

$$N_{equip} \leq E_{dispo}$$

Contraintes Temporelles :

Temps d'attente :

la relation entre le temps d'attente global et les ressources assignées ainsi que les décisions d'examen

$$f(N_{perso}, N_{salles}, N_{equip}, \{X_{exam_i}\})$$

Temps d'examen :

Certains examens peuvent prendre plus de temps que le délai spécifié.

$$T_{exam} = T_{normal} + \Delta T_{depass}$$

Durée totale de séjour :

La durée totale du séjour est composée du temps d'attente et de la somme des temps nécessaires pour chaque examen effectué.

$$T_{sejour} = T_{att} + \sum i T_{exam_i}$$

Pénalité:

pénalité en cas de dépassement des délais pour encourager la réduction des retards.

$$P_{penalite} = \sum i P_{penalite_exam_i}$$

Contrainte de décision d'examen :

modélise le temps nécessaire pour effectuer l'examen i en fonction de la décision binaire X_{exam_i} .

$$T_{exam_i} = T_{normal} + \Delta T_{depass} i \times X_{exam_i}$$

Si $X_{examen_i} = 1$, cela ajoute un temps de dépassement (ΔT_{depass}) au temps d'examen normal (T_{normal}). Sinon, le temps d'examen est le temps normal.

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

Critère de minimisation du temps d'attente :

Le critère min T_{att} vise à réduire le temps d'attente global, améliorant ainsi l'efficacité du parcours patient.

Critère de minimisation de la durée totale de séjour :

Le critère min T_{sejour} cherche à minimiser la durée totale du séjour, offrant des soins plus rapides et une meilleure expérience pour le patient.

Critère d'optimisation de l'Utilisation des Ressources :

Le critère $\text{Max}(\text{Nperso}, \text{Nsalles}, \text{Nequip}, \{\text{Xexami}\})$ vise à maximiser l'utilisation efficace des ressources, assurant une distribution optimale des charges de travail.

Critère de minimisation de la pénalité en cas de dépassement :

Le critère $\min \text{Ppenalite}$ cherche à minimiser la pénalité de dépassements de délais et de respecter les délais établis.

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

Lors de la spécification de l'environnement de l'ordonnancement et le choix du critère d'optimisation, nous nous sommes basés sur notre problématique initiale, qui est la modélisation et l'optimisation du parcours patient. Nos objectifs prioritaires ont été déterminés en fonction des contraintes spécifiques identifiées le processus de prise en charge médicale, visant à maximiser l'efficacité tout en garantissant une qualité de soins optimale et un temps de soin réduit.

Nous avons pris en compte la disponibilité des **ressources**, à savoir les personnels médicaux, les salles, et les équipements médicaux, ainsi que les contraintes **temporelles** liées aux horaires d'ouverture des services.

La spécification de l'environnement de l'ordonnancement a inclus des données précises sur la durée normale des examens, les délais possibles de dépassement, et les horaires de disponibilité des ressources.

Nous avons considéré la minimisation du temps d'attente comme un critère crucial pour améliorer la satisfaction des patients. De plus, la minimisation de la durée totale du séjour a été identifiée comme un objectif important pour garantir une prise en charge médicale rapide et efficiente. L'optimisation de l'utilisation des ressources a été privilégiée pour maximiser l'efficacité opérationnelle de nos urgences. Enfin, la minimisation des pénalités en cas de dépassement des délais a été considérée comme un critère essentiel pour réduire les coûts associés aux retards.

En adaptant notre modèle mathématique à ces spécifications, nous avons cherché à fournir une solution qui répond de manière optimale à nos objectifs tout en respectant les contraintes réelles de notre environnement .

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

Les algorithmes d'ordonnancement sont abordés dans un environnement déterministe, pour minimiser la durée d'exécution d'un ensemble de tâches liées par des contraintes de précédence, sur un nombre fini de machines identiques, sans préemption ni duplication. Le comportement au pire des algorithmes qui utilisent une liste de tâches est caractérisé lorsque les délais de communications sont soit nuls soit égaux à l'unité de durée des tâches. Nous présentons ensuite un point de vue sur les priorités des tâches qui placent les idées de coifman et graham dans la continuité de la notion de chemin critique. Cela permet d'étendre les résultats de coffman et graham. Nous complétons l'étude de coffman et sethi sur le nombre de tâches exécutées par une machine lorsque les tâches sont indépendantes.

III.2.2. L'algorithme de Liste

Les méthodes d'ordonnancement par liste utilisent des heuristiques pour classer les tâches selon leur priorité. Ces tâches sont ensuite ordonnancées en incrémentant le temps à partir de l'instant initial. À chaque instant, parmi les tâches prêtes, celle de priorité la plus élevée est ordonnancée. L'ordre de priorité peut être statique ou dynamique, pouvant évoluer au fil du temps. Les méthodes de liste sont populaires car elles offrent une solution rapide. L'algorithme présenté commence par initialiser un ensemble vide U et le temps t à zéro. Ensuite, tant que l'ensemble des tâches U n'est pas égal à l'ensemble initial I , l'algorithme sélectionne la tâche prête de plus haute priorité et l'ajoute à U . Si aucun sous-ensemble de tâches n'est disponible à l'instant t , l'algorithme détermine le plus petit instant où une tâche devient disponible.

III.2.2.1. Principe théorique

- Dans ces méthodes, une heuristique permet de classer les tâches selon un ordre de priorité
- Les tâches sont alors ordonnancées en incrémentant le temps à partir de l'instant 0
- A l'instant t , on ordonne parmi les tâches prêtes la tâche de la plus haute priorité
- L'ordre de priorité peut être statique ou dynamique, c'est à dire évoluer ou non au cours du temps
- Les méthodes de liste sont très utilisées en pratique car elles permettent d'obtenir rapidement une solution.

L'algorithme :

```
Début
     $U \leftarrow \emptyset; t \leftarrow 0;$ 
Tant que  $|U| \neq n$  faire
    Si le sous-ensemble de  $\bar{U}$  des tâches disponibles à  $t$  est non vide alors
        Déterminer parmi celles-ci la tâche  $i$  de plus grande priorité;
         $t_i \leftarrow t; U \leftarrow U \cup \{i\};$ 
    Sinon
        Déterminer le plus petit instant  $t$  où une tâche de  $\bar{U}$  devient
        disponible
    FinSi
Fait
Fin
```

[1]

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

En adaptant cet algorithme aux SUA, à un instant t on à un groupe de patients (selon la dataset c'est presque 15 patients chaque heure en moyenne) à ordonner selon le critère de durée de traitement qu'on a choisi puisqu'il correspond à une prise en charge par conséquent c'est une tâche, ce qui fait que dans ce cas la liste U correspond à la liste des patients arrivant à l'instant t , et une fois ils arrivent on enregistre les trois paramètres qu'on aura besoin pour calculer notre critère qui est la durée de traitement en faisant appel au modèle traité dans la phase de la prédiction, une fois cela est fait on commence à ordonner les patients selon le critère le plus grand qui correspond à une durée de traitement plus grande donc une tâche à prioriser, et on répète ce mécanisme jusqu'à ce qu'on ordonne tous les patients présents à cet instant, et si à un instant y a pas de patients on peut faire appel à la première prédiction pour avoir une idée du flux de patient qui va être arrivé à un instant t prime à titre d'exemple.

La figure ci dessous montre l'algorithme de liste en l'adaptant aux SUA

Début**U \Leftarrow vide;****t \Leftarrow ti;****Tant que** La liste des patients n'est pas vide **faire****Si** U # vide **Alors**

déterminer la gravité de chaque patient (patient à prioriser);

U \Leftarrow U u [i]; on remplit la liste vide avec une liste des patients ordonnés selon la règle de priorité qui est la durée de traitement plus grande.**Sinon**

faire appel à la prédiction du flux de patients

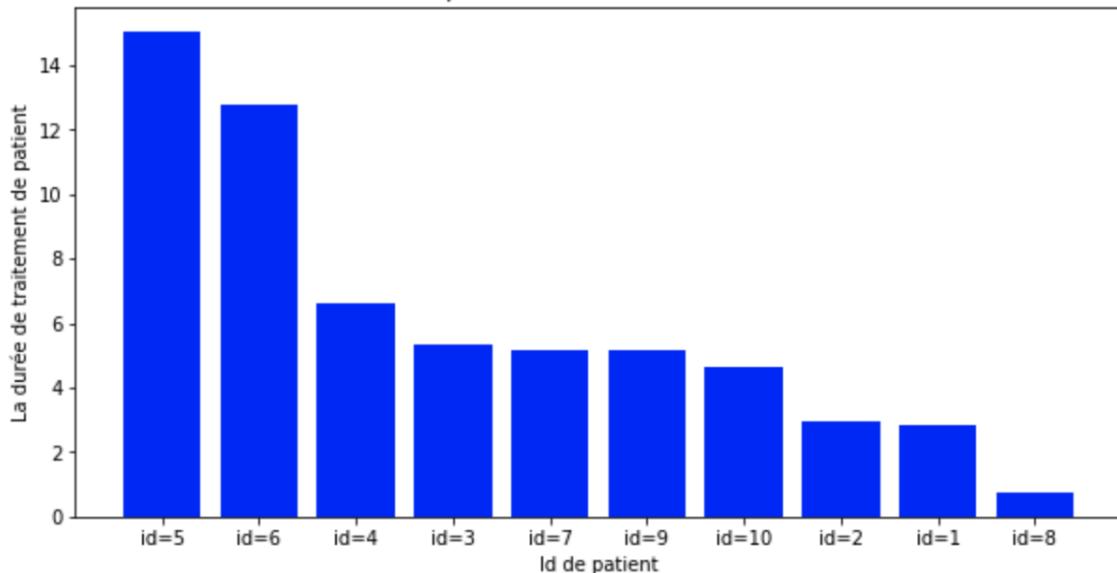
Finsi**Fait****Fin**

|

III.2.2.3 Courbes des résultats

On présente ci-dessous les résultats en appliquant l'algorithme de liste sur un échantillon de 10 patients de notre dataset.

Alors comme on peut voir que l'algorithme arrive à ordonner les 10 patients selon le critère qu'on a choisi qui est la durée de traitement tout en tenant compte des trois paramètres qui sont les suivants: code diagnostique, code ccmu et l'âge.

Ordre des patients selon la durée de traitement

III.2.2.5. Implémentation de code

```
U=[] #les patients ordonancés selon l'id
V=[] #les patients ordonancés selon la durée de traitement
nombre_lignes, nombre_colonnes = data_trai_ordo_id.shape
I=nombre_lignes #Nombre des prises en charge (taches)
L=[] #Liste de la durée de traitement de chaque patient
for i in range(I):
    x1=data_trai_ordo_id.iloc[i, data_trai_ordo_id.columns.get_loc('code_diagnostic_encode')]
    x2=data_trai_ordo_id.iloc[i, data_trai_ordo_id.columns.get_loc('Code_CCMU_encode')]
    x3=data_trai_ordo_id.iloc[i, data_trai_ordo_id.columns.get_loc('age ')]
    x_predictions = model_5.predict([[x1,x2,x3]])
    L.append(x_predictions)
L=list(L)
data_trai_ordo_id["traitement"] = L
id_liste=list(data_trai_ordo_id["id"])
liste_L = [tableau[0].tolist() for tableau in L]

while I!=0:
    P_grave= max(liste_L)
    indice=liste_L.index(P_grave)
    V=V+[liste_L[indice]]
    U=U+[id_liste[indice]]
    liste_L[indice]=0
    I=I-1
print(U)
print(V)
```

III.2.3. L'algorithme par voisinage

III.2.3.1. Principe théorique

Une méthode de voisinage part d'une solution initiale déjà construite par un algorithme spécifique (ou générée aléatoirement). Ensuite elle se déplace vers les meilleures solutions s'il y en a, jusqu'à s'arrêter à une solution localement optimale , c'est à dire n'ayant pas de meilleur voisin.

Selon les propriétés que doit vérifier le voisin, on distingue plusieurs méthodes par voisinage :

- méthode de plus forte pente
- méthode de descente
- méthode de descente ou de plus forte pente mais on accepte de « remonter » lorsqu'un optimum local est atteint [2]

La figure ci-dessous montre le principe de l'algorithme de voisinage, en prenant comme fonction objective dans ce cas : la minimisation du temps d'attente dans chaque séquence de patient arrivant à un instant t.

```

Initialisation
xo est une solution choisie de manière aléatoire ou obtenue en utilisant une heuristique simple construisant une
solution.
f(xo) est la valeur de la fonction objective à minimiser au point xo.
FIN = faux ;
Itérations
tantque FIN == faux faire
    FIN = vrai ;
    meilleur = xo ;
    mini = f(meilleur) ;
    pour tout x de V(xo) faire
        nouveau = f(x);
        si (f(x)<mini) alors
            FIN = FAUX ;
            meilleur = x ;
            mini = f(meilleur);
        finsi ;
    fin pour tout x ;
    xo = meilleur;
fin tant que
xo et meilleur contiennent la meilleure solution trouvée

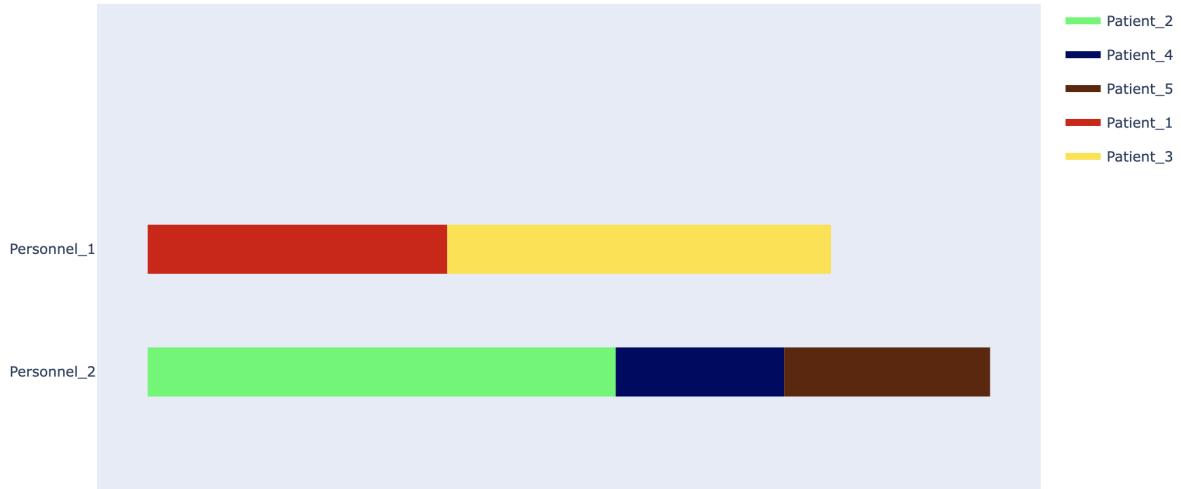
```

III.2.3.2. Description et adaptation de l'algorithme aux SUA

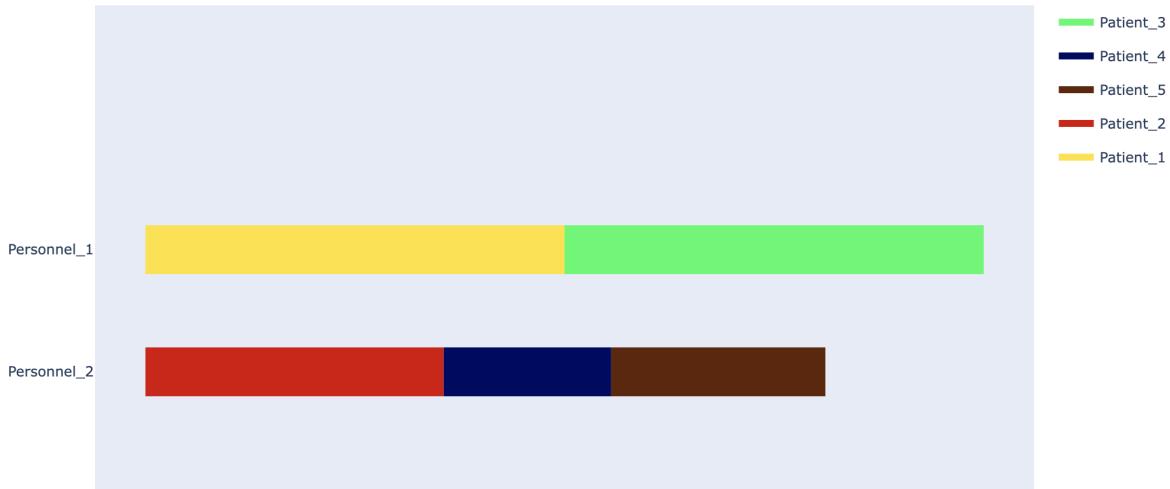
III.2.3.3 Courbes des résultats

Pour illustrer concrètement cet aspect, considérons un scénario où, à un moment donné, cinq patients sont présents avec deux membres du personnel médical. L'objectif est de les ordonner de manière à minimiser le temps d'attente. Pour ce faire, nous avons créé deux séquences distinctes afin d'observer l'impact d'une planification efficace sur la réduction du temps d'attente des patients.

l'ordonnancement selon la première séquence:



l'ordonnancement selon la deuxième séquence:



En analysant ces deux séquences on peut voir une différence au niveau de temps d'attente des patients ce qui fait que la solution optimale sera toujours qui donne une fonction objective minimale.

III.3. Conception d'une ontologie de triage

III.3.1. Description de la problématique de triage

La problématique du triage dans notre ontologie de gestion des urgences médicales se concentre sur l'efficacité et la pertinence de la classification des patients en fonction de la gravité de leur état de santé, notamment en utilisant la Classification Clinique des Malades aux Urgences (CCMU). L'objectif principal est d'optimiser la prise en charge en attribuant rapidement les ressources médicales adéquates aux patients en fonction de l'urgence de leur situation.

Dans un premier temps, le triage repose sur la CCMU attribuée à chaque patient, une classification qui évalue la sévérité de son état en fonction de critères médicaux prédéfinis. Cette première étape vise à prioriser les cas en fonction de la gravité, permettant ainsi de diriger les ressources vers les situations les plus critiques en premier.

En cas d'égalité de CCMU entre plusieurs patients, la référence se fait ensuite en utilisant la date et l'heure d'arrivée. Cette deuxième étape de triage intervient lorsque des patients présentent une gravité similaire selon la CCMU. La priorisation se fait alors en fonction de la date et heure d'arrivée aux urgences, assurant ainsi une gestion équitable et efficace des ressources disponibles.

La non-existence de valeurs dupliquées dans la variable de date et heure d'arrivée garantit une distinction claire entre les patients, évitant toute confusion lors du processus de triage. Cette approche permet d'assurer une réponse rapide et adaptée aux situations d'urgence, en

dirigeant en premier lieu les ressources vers les cas les plus critiques tout en prenant en compte l'ordre chronologique d'arrivée en cas d'égalité de gravité.

En somme, la problématique de triage repose sur l'établissement d'une hiérarchie entre les patients en se basant sur des critères objectifs de gravité médicale, avec une stratégie de référence en cas d'égalité, assurant ainsi une allocation optimale des ressources médicales dans le contexte des urgences médicales.

III.4.2. Définir d'une ontologie de triage sous Protégé

Classes Principales

- ..  [Antecedants](#)
- ..  [Diagnostic](#)
- ..  [Examens_complementaires](#)
- ..  [IAO](#)
- ..  [Info_Passage](#)
- ..  [Localisation](#)
- ..  [Orientation](#)
- ..  [Patient](#)
- ..  [Signes_vitaux](#)
- ..  [symptoms](#)

-Patient : Représente l'entité centrale et fondamentale dans le cadre de l'optimisation du parcours dans les urgences

-Antécédents : Cette classe représente les informations relatives au passé médical d'un patient

-Diagnostic : Encapsule les informations pertinentes liées aux diagnostics médicaux du patient

-Examens complémentaires : Englobent les différents types d'examens qui peuvent être prescrits à un patient

-IAO : Là où l'infirmière consulte l'état du patient, effectue la mesure de quelques signes vitaux, et oriente le patient en fonction de la gravité de sa condition

-Info Passage : Regroupe des données cruciales liées à la gestion du passage d'un patient

-Localisation : Vise à enregistrer et suivre les déplacements du patient au sein de l'établissement

-Orientation : Englobe des informations cruciales liées à la direction ou au transfert du patient après le traitement

-Signes vitaux : Cette classe regroupe les signaux vitaux pertinents pour un patient

-Symptômes : Cette classe englobe les signes ou les manifestations cliniques décrits par les patients aux infirmières.

Les sous-classes :

Nos sous-classes sont définies comme suit :

- Pour la classe Antécédents, nous avons les sous-classes Antécédents_chirurgicaux et Antécédents_médicaux.
- Pour la classe Diagnostic, nous avons les sous-classes Code_CCMU et Diagnostic_Principal.
- Pour la classe Examens_complémentaires, nous avons les sous-classes Biologie, Radiologie, IRM, Scanner et Avis_de_spécialiste.
- Pour la classe IAO, nous avons les sous-classes Motif_de_venue, Motif_d'entrée et Observation.
- Pour la classe Info_passage, nous avons les sous-classes CAC_admission, CAC_de_séjour, Date_début_prise_en_charge_médicale, DH_arrivée, DH_de_sortie, Dossier_dans_hopital et Moyen_arrivée.
- Pour la classe Localisation, nous avons les sous-classes Date_entrée_en_box et Salle.
- Pour la classe Orientation, nous avons les sous-classes Destination, Transfert_vers_hopital, Transfert_vers_le_service et Type_orientation.
- Pour la classe Patients, nous avons les sous-classes Age, Code_postal et Nom_de_la_ville.
- Pour la classe Signes_vitaux, nous avons les sous-classes FC_0, Fréquence_respiratoire, PAS/PAD, SaO2 et Température.
- Pour la classe Biologie, nous avons les sous-classes DH_de_premier_prélèvement_de_biologie et DH_de_première_prescription_de_biologie.
- Pour la classe Diagnostic_Principal, nous avons les sous-classes Code_Diagnostic et Intitulé.

La figure ci-dessous illustre la hiérarchie des sous-classes dans Protégé :

The screenshot shows the OntoGraf interface with the following details:

- Class hierarchy (Code_CCMU):**
 - owl:Thing
 - Antecedants
 - Diagnostic
 - Examens_complementaires
 - IAO
 - Info_Passage
 - Localisation
 - Orientation
- Individuals:** A list of numbered individuals (1, 10, 11, 12, 13, 14) associated with the 'Code_CCMU' class.
- Annotations:** A section for annotations related to the 'Code_CCMU' class.
- Description:** A section for the description of the 'Code_CCMU' class, including fields for Equivalent To, SubClass Of (set to Diagnostic), General class axioms, SubClass Of (Anonymous Ancestor), Instances, and Target for Key.

Les “Object properties”

Sont utilisées pour définir les relations entre les classes. Dans notre cas, nous avons défini quatre relations qui relient la classe Patient aux autres classes :

- 1- Relation entre Patients et Antécédents \Rightarrow a_des_antecedents
- 2- Relation entre Patients et Examens_complémentaires \Rightarrow a_des_examens_complementaires
- 3- Relation entre Patients et Signes_vitaux \Rightarrow a_des_signes_vitaux
- 4- Relation entre Patients et Symptômes \Rightarrow a_des_symptomes
- 5- Relation entre Patients et date et heure d'arrivée \Rightarrow a_DH_arrivee
- 6- Relation entre Patients et Code_CCMU \Rightarrow a_un_code_CCMU
- 7- Relation entre Patients et IAO \Rightarrow passe_par

Chaque “Object property” a un domaine et un rang représenté par des classes principales et la classe qui est en relation avec.

L'image suivante définit les “ Object Properties ” :

Les “Data properties”

Les propriétés de données des classes, le domaine et le range de chaque propriété :

Les “Data properties” sont utilisées pour associer des valeurs de données aux individus. Elles relient des individus à des valeurs données

L'image suivante représente nos “ Object Properties ” :

prenant l'exemple a_fait_examen_radio elle à comme domaine Radiologie et comme range boolean

Insertion des patients

Pour l'insertion de la base de données, nous avons utilisé Cellfie, que nous avons trouvé sur ce compte GitHub : <https://github.com/protegeproject/cellfie-plugin>

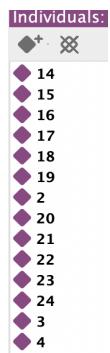
Cellfie est un plugin qui permet d'importer des données à partir de fichiers Excel de l'extension xlsx dans le logiciel Protégé. Il facilite la création et la gestion de données ontologiques à partir de feuilles de calcul Excel.

Voici les étapes que nous avons suivies :

Tools ⇒ Create axioms from Excel , puis importer notre base de données et appliquer des règles pour ajouter des instances.

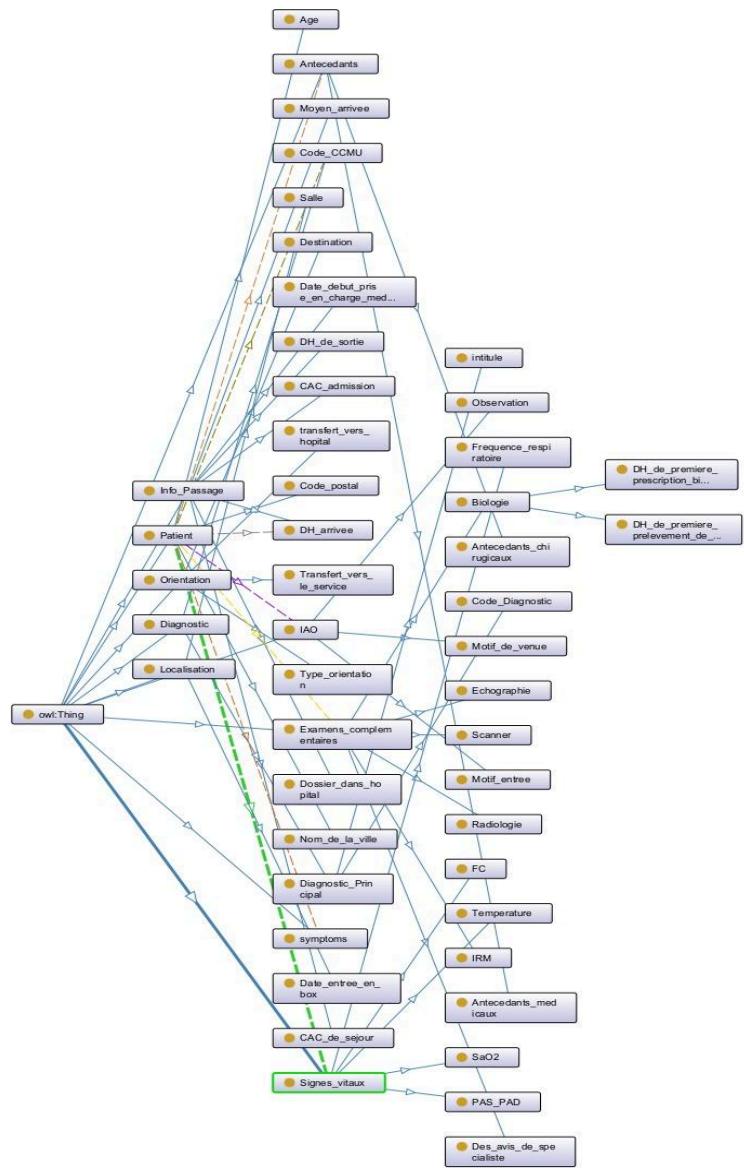
Sheet Name	Start Column	End Column	Start Row	End Row	Rule	Comment
Feuill1	A	A	1	25	Individual: @A*	
Feuill1	F	F	1	25	Individual: @A*	
Feuill1	S	S	1	25	Facts: a_pour_age @F*	
Feuill1	U	U	1	25	Individual: @U*	
Feuill1	W	W	1	25	Facts: a_fait_examex_bio @S*	
Feuill1	T	T	1	25	Individual: @T*	
Feuill1	V	V	1	25	Facts: a_fait_examex_echo @U*	
Feuill1	B	B	1	25	Individual: @W*	
Feuill1	K	K	1	25	Facts: a_fait_examex_IRM @W*	
Feuill1	J	J	1	25	Individual: @A*	

Nous avons entré 25 patients :



Visualisez l'ontologie

Ici nous visualisons notre ontologie avec OntoGraf :



III.4.3. Conception d'un module d'aide au triage à base de l'ontologie déjà réalisée

III.4.4. Tests et simulations de quelques scénarios

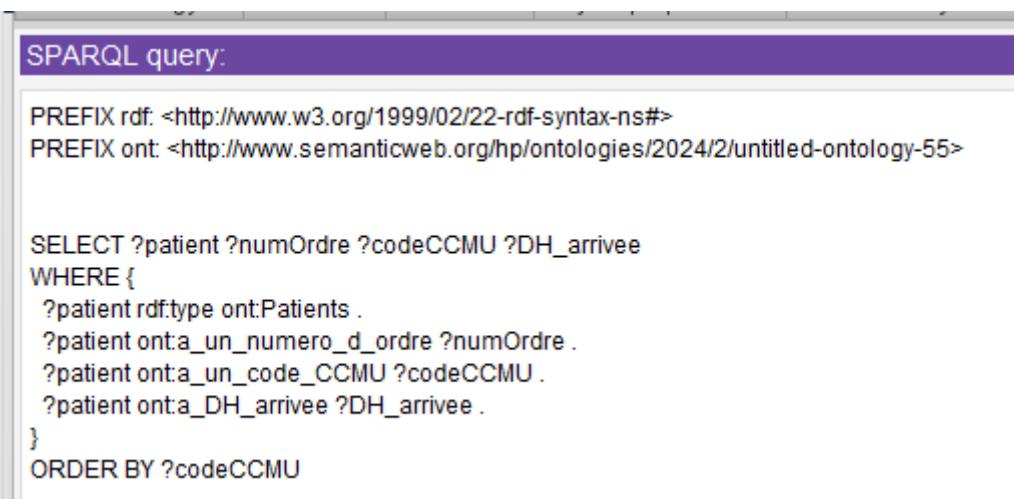
Pour tester notre module d'aide au triage, nous avons utilisé une série de requêtes SPARQL pour interroger l'ontologie et extraire des informations pertinentes sur les patients en fonction de critères spécifiques.

Requête 1

La requête SPARQL vise à soutenir le personnel médical dans la priorisation des cas au sein d'un service d'urgence en triant les patients selon leur code CCMU un indicateur de la gravité de leur état.

En extrayant les détails essentiels des patients tels que leur numéro d'ordre, leur code CCMU, et leur date et heure d'arrivée, la requête organise les résultats par ordre croissant du code CCMU. Cette classification permet au personnel médical d'identifier rapidement les patients nécessitant une intervention urgente en raison de la gravité de leur condition.

Les codes CCMU plus élevés signalent des situations plus critiques nécessitant une attention immédiate, tandis que les codes plus bas indiquent des cas nécessitant une prise en charge moins urgente. En utilisant cette approche, le personnel peut optimiser la gestion des patients dans le service d'urgence en allouant efficacement les ressources en fonction de la gravité des cas. Cela contribue à assurer une prise en charge équilibrée et efficace, améliorant ainsi les résultats cliniques et la satisfaction des patients.



```
SPARQL query:

PREFIX rdf: <http://www.w3.org/1999/02/22-rdf-syntax-ns#>
PREFIX ont: <http://www.semanticweb.org/hp/ontologies/2024/2/untitled-ontology-55>

SELECT ?patient ?numOrdre ?codeCCMU ?DH_arrivee
WHERE {
    ?patient rdf:type ont:Patients .
    ?patient ont:a_un_numero_d_ordre ?numOrdre .
    ?patient ont:a_un_code_CCMU ?codeCCMU .
    ?patient ont:a_DH_arrivee ?DH_arrivee .
}
ORDER BY ?codeCCMU
```

Requête 2

Cette requête SPARQL récupère des informations sur les patients de type DH_arrivee, en option, telles que l'âge, le code CCMU, et la date d'arrivée. Les résultats sont ensuite triés en fonction du code CCMU, où les patients avec un code CCMU égal à 5 sont affichés en premier, suivis par ceux avec un code CCMU égal à 4, et ainsi de suite. En cas d'égalité du code CCMU, les résultats sont ensuite triés par date d'arrivée dans l'ordre décroissant.

Il sert à extraire des informations spécifiques sur les patients et à les trier en fonction de certaines conditions (gravité du cas)

SPARQL query:

```
SELECT ?Patient ?Age ?Code_CCMU ?DH_arrivee
WHERE {
    ?Patient rdf:type ont:DH_arrivee .
    OPTIONAL { ?Patient ont:a_pour_age ?Age }
    OPTIONAL { ?Patient ont:a_un_code_ccmu ?Code_CCMU }
    OPTIONAL { ?Patient ont:a_une_DH_arrivee ?DH_arrivee }
}
ORDER BY
    xsd:integer(?Code_CCMU) = 5 DESC,
    xsd:integer(?Code_CCMU) = 4 DESC,
    xsd:integer(?Code_CCMU) = 3 DESC,
    xsd:integer(?Code_CCMU) = 2 DESC,
    xsd:integer(?Code_CCMU) = 1 DESC,
    ?DH_arrivee
```

IV. Analyse de l'Aval des SUA

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

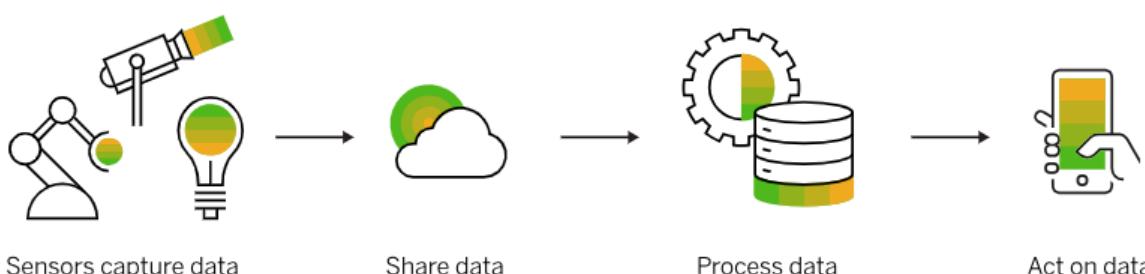
IV.1.1. Introduction à la notion des IoT

Définition

L'IoT, ou Internet des objets, désigne le processus de connexion d'objets physiques à Internet, des objets du quotidien tels que les ampoules, aux dispositifs médicaux, appareils portables, appareils intelligents ou encore feux de circulation routière dans les villes intelligentes.

Fonctionnement

Les terminaux IoT agissent comme nos représentants dans des endroits où notre présence physique est impossible. Ils captent et enregistrent toutes les données selon leurs paramètres de programmation. Ces données peuvent ensuite être rassemblées et analysées pour nous fournir des informations cruciales permettant de guider et d'automatiser nos prochaines décisions et actions. Ce processus peut être divisé en quatre étapes distinctes :



Les quatre étapes clés de l'Internet des Objets sont les suivantes :

- Acquisition des données : Les terminaux IoT utilisent des capteurs pour recueillir des données dans leur environnement, que ce soit des mesures de température, des vidéos en direct, ou d'autres informations.
- Partage des données : Les données collectées sont ensuite transmises à un système cloud public ou privé, à un autre terminal IoT, ou sont conservées localement pour un traitement ultérieur. Cette transmission peut se faire via diverses connexions réseau disponibles.
- Traitement des données : Une fois les données récoltées, un logiciel est utilisé pour les analyser et déclencher des actions en fonction de celles-ci. Par exemple, il peut être programmé pour activer un ventilateur ou envoyer une alerte.
- Exploitation des données : Les données agrégées de tous les terminaux IoT du réseau sont analysées pour obtenir des insights pertinents. Ces insights permettent de prendre des décisions éclairées et de mettre en œuvre des mesures appropriées en toute confiance.

Problématique

L'Internet des objets (IoT) a trouvé une place significative dans le domaine de la santé, où ses applications se multiplient rapidement. Il permet notamment de centraliser la gestion des bâtiments médicaux à partir d'une plateforme unique et de recueillir en temps réel les données médicales des patients. Bien que ces systèmes nécessitent une sécurité et une réglementation maximales en raison des informations sensibles qu'ils traitent, ils se révèlent être d'une aide inestimable pour le personnel soignant dans le suivi quotidien de leurs patients.

Cependant, la problématique actuelle du temps d'attente à l'hôpital, attribuable en partie au manque de visibilité sur la disponibilité des lits en aval des urgences, reste un défi majeur. Parfois, les lits ne sont pas réellement disponibles (réservés, inutilisables en raison de la présence d'un patient contagieux dans la même pièce, ou encore en attente de nettoyage). Pour résoudre ce problème, nous explorons comment un outil IoT peut contribuer à améliorer cette visibilité et à optimiser la gestion des lits dans les services hospitaliers.

IV.1.2. Conception et réalisation de l'IoT

Pour répondre au besoin de surveiller la disponibilité des lits dans les services de l'hôpital et de faciliter le processus d'admission des patients en provenance des urgences, nous proposons la création d'un système IoT complet. Ce système serait composé de :

- Combinaison de plusieurs types de capteurs pour obtenir une vision plus complète et précise de la situation ces capteurs Seront placés stratégiquement sous le matelas du lit ou sur une surface où le patient repose habituellement : Capteurs de poids pour détecter la présence de patients, des capteurs de mouvement pour suivre les entrées et sorties : peuvent confirmer les activités du patient, comme le fait de se lever du lit., et des capteurs de désinfection pour vérifier la disponibilité des lits après le nettoyage ,capteur de position (géolocalisation), pour savoir en temps réel où se situe le lit (parfois les lits sont déplacés et on ne les retrouve plus) ,
- Connexion réseau : Les capteurs seraient connectés à un réseau local ou à un système centralisé via une connexion sans fil.
- Interface utilisateur : une interface utilisateur conviviale, accessible aux médecins et au personnel infirmier, qui affiche l'état en temps réel de tous les lits dans le service d'urgence.
- Application mobile : une application mobile compagnon pour que le personnel puisse vérifier l'état des lits où qu'ils se trouvent dans l'hôpital.
- Notifications en temps réel : des notifications en temps réel pour alerter le personnel lorsqu'un lit devient disponible ou lorsqu'un patient est prêt à être transféré ou libéré.

IV.2. IoT & évolution de l'état de santé des patients

IV.2.1. Conception et développement de l'IoT

Notre idée de développer un dispositif IoT pour suivre l'évolution de l'état de santé des patients à travers un bracelet intelligent est directement issue de nos réflexions lors du module sur la création d'entreprise. En considérant les besoins spécifiques des services d'urgence du CHU de Lille, nous avons réalisé que cette technologie pouvait répondre à un besoin crucial dans le domaine de la santé.

Nous avons alors envisagé d'adapter cette idée pour le service des urgences adultes, en vue d'optimiser les soins et la gestion des patients dans cet environnement sensible. En réfléchissant à la manière dont cette solution pourrait être mise en œuvre, nous avons compris son potentiel pour améliorer l'efficacité des interventions médicales et réduire les délais d'attente, tout en assurant un suivi continu de l'état de santé des patients. Ainsi, nous avons décidé de développer cette idée dans le cadre de notre projet fil rouge, avec pour objectif de fournir une solution innovante et adaptée aux besoins spécifiques des urgences adultes du CHU de Lille.

les principales fonctionnalités du bracelet :

- Mesure automatique des signes vitaux : Le bracelet intelligent est équipé de capteurs sophistiqués qui permettent une mesure automatique et continue des signes vitaux tels que la fréquence cardiaque, la pression artérielle, la saturation en oxygène, et la température corporelle.

- Entre les patients selon la gravité des cas : En fonction de la gravité des cas, le système de gestion des urgences utilise les données recueillies par les bracelets pour prioriser automatiquement les patients, permettant une intervention rapide pour ceux qui nécessitent une attention immédiate.
- Surveillance en temps réel de l'état des patients : Les données des signes vitaux collectées par les bracelets sont transmises en temps réel aux professionnels de santé, leur permettant de surveiller en continu l'état des patients et de réagir rapidement en cas de changement ou de détérioration de leur état de santé.



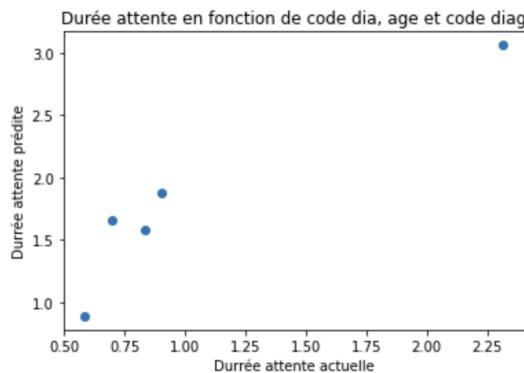
Conclusion et perspectives

Notre rapport propose une solution exhaustive pour relever les défis des services d'urgence en France. En combinant l'analyse statistique, la prédition, l'ordonnancement et l'IoT, nous avons conçu un système sophistiqué qui optimise les ressources et les traitements en fonction de la gravité des cas et des disponibilités.

Cette approche vise à améliorer considérablement l'efficacité du temps pour les patients et le personnel, tout en offrant une visualisation dynamique du flux des patients. En anticipant activement les besoins en ressources et en gérant de manière efficace l'accueil et l'orientation des patients, notre solution aspire à révolutionner la gestion des urgences à Lille. Bien que notre projet représente un premier pas, nous sommes enthousiastes à l'idée d'explorer de nouvelles avenues et de perfectionner notre contribution lors de notre stage en Master 2, pour apporter une valeur encore plus grande au domaine de la santé.

Annexes

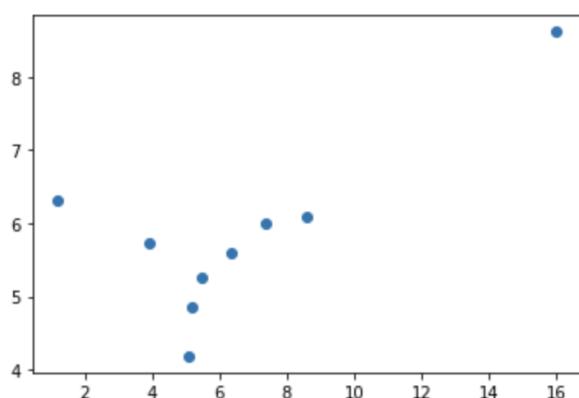
Prédiction de la durée d'attente en prélevant un échantillon de cinq patients pour voir les écarts entre les vraies valeurs et les valeurs prédites.



Ce tableau met en exergue les différences entre les valeurs de notre modèle et les valeurs actuelles.

Les valeurs prédites	Les valeurs actuelles
1.406324206349207	duree_attente_en_heures
2.2140748157198993	2.0666666666666667
1.826839682539683	1.4166666666666667
0.8957777777777781	4.0
2.3765347635587393	0.2333333333333334
VS	
	3.5166666666666666

La prédiction de la durée de séjour implique la réalisation d'une estimation en comparant les valeurs prédites aux valeurs réelles. Cela se fait en prélevant un échantillon de dix patients pour évaluer les divergences entre les prédictions et les observations réelles de la durée de séjour..



Ce tableau met en évidence la différence entre les valeurs de notre modèle et les valeurs actuelles.

Les valeurs prédictes	Les valeurs actuelles
6.427777777777777	8.55
6.250088183421514	3.6
6.55	6.983333333333333
4.023333333333333	5.05
6.007222222222225	6.766666666666667

VS

Bibliographie:

- [1] Cours ordonnancement
- [2] <https://www.youtube.com/watch?v=R6-brdL2amw>
- [3] :<https://www.softyflow.io/la-definition-dun-workflow>
- [4] : Braschi, Bertrand. *Principes de base des algorithmes d'ordonnancement de liste et affectation de priorités aux tâches*. Diss. Grenoble INPG, 1990.