

RAPPORT

INTELLIGENCE ARTIFICIELLE ET SANTÉ

Fil rouge

Membres du projet :

AKKADIR Mohamed

BUICH Zakaria

HIMITE Bilal

NAHYA Imad

NAJARI Soufiane

TALBI Othmane

ZBIRI Othmane

Encadré par :

HAMMADI Slim

2022/2023

Table des matières

1	Introduction	2
2	Les problèmes de blocs et d'ordonnancement	3
2.1	Description	3
2.2	Complexité	3
2.3	Etat de l'art	5
3	Analyse de la BDD	6
3.1	Nettoyage des données	6
3.2	Analyse statistique	7
3.2.1	Prédiction des urgences	8
3.2.2	Prédiction des durées	9
3.3	Analyse prédictive	9
4	Modèles d'IA	11
4.1	Architecture du système	11
4.2	Prédiction des durées	12
4.2.1	Application des Modèles de Machine Learning	13
4.3	Prédiction des urgences	14
4.3.1	Objectif de la Prédiction des Urgences	14
4.3.2	Choix du Réseau de Neurones	15
4.3.3	Réflexions sur l'Amélioration	15
4.4	Gestion des lits	15
4.5	Optimisation du planning par IA-Métaheuristiques	17
4.5.1	Cout à optimiser	17
4.5.2	Représentation du Planning et Adaptation aux Algorithmes d'Optimisation	18
4.5.3	Algorithme de Tabou	19
4.5.4	Algorithme Recuit Simulé	21
4.5.5	Algorithmes génétiques	23
4.6	Courbes et Tableaux : Résultats de l'Algorithme Génétique	25
4.6.1	Courbe du Coût en Fonction du Nombre de Générations	25
4.6.2	Résultats et Interprétations	25
4.7	Système multi-agent	26
4.8	Géolocalisation des patients	27
5	Conclusion et perspectives	29
5.1	Récapitulatif des Réalisations	29
5.2	Perspectives	29
5.3	Enseignements Tirés	30
5.4	Conclusion Globale	30
5.5	Annexe	30
5.5.1	Analyse des conférences des intervenant extérieurs :	30
5.5.2	Ressentis sur les conférences :	33

1 Introduction

L'intelligence artificielle est une révolution technologique qui a profondément transformé de nombreux secteurs de la société. L'une de ses applications les plus prometteuses réside dans le domaine de l'ordonnancement et de la gestion des ressources, où elle offre des opportunités sans précédent pour améliorer l'efficacité, l'optimisation et la qualité des opérations. En utilisant des algorithmes avancés et des modèles prédictifs, l'IA a la capacité d'optimiser les plannings, de gérer les ressources et de résoudre des problèmes complexes.

Dans le cadre de l'éléctif "Intelligence Artificielle et Santé", proposé l'école centrale de Lille et la société de conseil Altao, nous explorons comment l'IA peut être mise en œuvre pour optimiser le fonctionnement d'une clinique médicale. Cependant, l'impact de l'IA dans le domaine de l'ordonnancement s'étend bien au-delà de la santé. Elle trouve des applications dans la gestion de la chaîne d'approvisionnement, la logistique, la planification de la production, la gestion de projet, et bien d'autres domaines. Son potentiel pour résoudre des problèmes complexes et pour adapter les plannings en temps réel est inestimable.

Dans ce rapport, nous allons examiner de plus près les défis de l'ordonnancement et de la gestion des ressources, notamment dans le contexte de la santé. En mettant en évidence les applications de l'IA, nous espérons démontrer comment cette technologie peut améliorer la qualité des soins de santé, optimiser les opérations cliniques et contribuer au bien-être des patients. Nous allons également explorer les problèmes spécifiques liés à l'ordonnancement dans le secteur de la santé, en soulignant l'importance de l'efficacité, de la précision et de la sécurité.

L'IA et l'ordonnancement sont des outils puissants qui ont le potentiel de révolutionner la manière dont les organisations opèrent, y compris dans le secteur de la santé. Ce rapport vise à éclairer la voie vers une gestion plus intelligente des ressources et une prestation de soins de meilleure qualité, grâce à l'intégration de l'IA dans la planification et la gestion hospitalière.

2 Les problèmes de blocs et d'ordonnancement

2.1 Description

La gestion efficace des ressources dans le secteur de la santé est un défi complexe, avec de nombreuses facettes et implications. L'une de ces facettes essentielles concerne la planification et l'ordonnancement des opérations et des ressources médicales. La gestion des blocs opératoires, des rendez-vous et des interventions médicales est un processus délicat qui peut avoir un impact significatif sur la qualité des soins, la satisfaction des patients et les coûts de fonctionnement des établissements de santé.

Les problèmes d'ordonnancement dans le domaine de la santé se posent à plusieurs niveaux. Tout d'abord, au niveau des blocs opératoires, il est crucial de planifier les interventions chirurgicales de manière à optimiser l'utilisation des salles, du personnel médical et des équipements. Une planification inefficace peut entraîner des temps d'attente excessifs, des dépassements de budget et des retards dans les soins aux patients.

De plus, la gestion des rendez-vous médicaux est un autre domaine de préoccupation. Les hôpitaux et les cliniques doivent gérer un flux constant de patients, en s'assurant que les rendez-vous sont organisés de manière à éviter la surcharge ou l'inefficacité, tout en répondant aux besoins de soins de chaque patient.

Les problèmes d'ordonnancement en santé sont exacerbés par la complexité des ressources et des contraintes spécifiques à ce secteur. Les ressources incluent non seulement les salles d'opération et le personnel médical, mais aussi les équipements spécialisés, les chambres de patients, les fournitures médicales, et bien d'autres éléments. De plus, les contraintes liées à la disponibilité des professionnels de santé, aux contraintes de stérilisation des équipements, aux besoins particuliers des patients et aux urgences médicales ajoutent une couche de complexité considérable.

2.2 Complexité

La complexité des problèmes d'ordonnancement dans le secteur de la santé est amplifiée par plusieurs facteurs intrinsèques. Notre projet se concentre sur la gestion des blocs opératoires, une tâche qui implique la planification de chirurgies et de procédures médicales. La gestion de ces ressources dépend de plusieurs variables et contraintes spécifiques, rendant la tâche d'ordonnancement particulièrement délicate.

1. **Appariement Patient-Chirurgien** : Chaque patient est associé à un chirurgien spécifique. Bien que l'anesthésiste puisse changer, la cohérence du patient avec son chirurgien est une considération essentielle.
2. **Planification des Vacations** : Les chirurgiens n'opèrent pas quotidiennement au bloc. Déterminer leurs plages de disponibilité et les vacances, qui peuvent varier en fonction des chirurgiens, est un défi en soi.
3. **Variabilité des Durées d'Intervention** : Les interventions médicales ont des durées moyennes et des variances différentes. Ces paramètres varient en fonction

du type d'intervention et du chirurgien, ce qui ajoute de la complexité à la planification.

4. **Prise en Charge des Urgences** : Les urgences médicales doivent être traitées dans un délai de 48 heures. Cela nécessite une flexibilité dans la planification pour répondre aux besoins des patients de manière opportune.
5. **Capacité des Salles ISO 5** : L'établissement dispose de 4 salles ISO 5, mais il est important de noter que l'ISO 5 n'est pas nécessaire pour toutes les interventions. Une question légitime est de savoir s'il est possible de fonctionner avec un nombre réduit de salles tout en maintenant l'efficacité de l'activité.
6. **Gestion des Lits Hospitaliers** : La disponibilité des lits dans les hôpitaux doit également être prise en compte, car elle influence la planification des chirurgies et des procédures médicales.

Le défi réside dans la coordination de toutes ces variables pour optimiser la planification du bloc opératoire. Pour ce faire, notre projet propose plusieurs modules.

1. **Prévision de la Durée des Chirurgies** : Un module dédié à la prédiction de la durée des chirurgies utilise des données historiques et des facteurs spécifiques pour estimer avec précision la durée probable de chaque intervention, contribuant ainsi à une planification plus précise.
2. **Prédiction des Opérations Urgentes** : Un autre module se concentre sur la prédiction des opérations urgentes en utilisant des critères spécifiques, assurant une réponse rapide et efficace aux besoins médicaux imprévus.
3. **Gestion des Lits Hospitaliers** : La disponibilité des lits dans les hôpitaux doit également être prise en compte, car elle influence la planification des chirurgies et des procédures médicales. Les lits post-opératoires doivent être disponibles en temps opportun pour assurer une transition fluide des patients du bloc opératoire aux unités de récupération.
4. **Algorithme d'Optimisation** : Un algorithme sophistiqué d'optimisation examine toutes les contraintes et variables, prenant en compte les préférences des chirurgiens, les besoins des patients en matière d'urgence, et la disponibilité des salles et des lits. Il génère des propositions de planification efficaces tout en respectant les contraintes spécifiques du contexte hospitalier.
5. **Géolocalisation des Patients** : Un module intégré de géolocalisation des patients facilite la coordination en suivant la localisation des patients avant leur admission.

En combinant ces modules, notre projet vise à simplifier la complexité de la planification du bloc opératoire, améliorant ainsi l'efficacité des procédures médicales et garantissant une meilleure utilisation des ressources disponibles.

De plus, nous avons mis en place une base de données qui stocke les informations pertinentes et un système d'acquisition de position pour surveiller les mouvements des patients. Enfin, un outil de visualisation fournit un aperçu du planning des salles.

Dans la suite de ce rapport, nous explorerons plus en détail ces modules et comment ils s'intègrent pour résoudre ces problèmes complexes d'ordonnancement, en optimisant

l'utilisation des ressources du bloc opératoire, en garantissant la prise en charge des patients et en améliorant la qualité des soins de santé.

2.3 Etat de l'art

L'état de l'art en matière de gestion des plannings médicaux est marqué par l'adoption croissante de technologies avancées visant à améliorer l'efficacité des soins de santé, la planification des rendez-vous, la gestion du personnel médical, et la satisfaction des patients. Voici quelques avancées technologiques clés dans ce domaine :

- **Systèmes de Gestion Hospitalière (HIS) :** Les HIS sont des solutions informatiques qui intègrent la gestion des plannings médicaux, la gestion des dossiers médicaux électroniques, la facturation, et d'autres fonctions. Ils permettent de centraliser les informations, d'améliorer la communication interne et d'optimiser la coordination des soins.
- **Logiciels de Planification Avancée :** Des logiciels de planification avancée utilisent des algorithmes d'ordonnancement pour optimiser la planification des rendez-vous médicaux. Ils prennent en compte la disponibilité des médecins, les préférences des patients et les contraintes spécifiques pour minimiser les temps d'attente.
- **Applications Mobiles de Prise de Rendez-Vous :** De nombreuses cliniques offrent désormais des applications mobiles permettant aux patients de prendre rendez-vous en ligne. Ces applications simplifient la gestion des rendez-vous et offrent une plus grande flexibilité aux patients.
- **Analyse des Données en Temps Réel :** Les systèmes de gestion des plannings médicaux intègrent souvent des fonctionnalités d'analyse en temps réel. Cela permet d'ajuster les plannings en fonction de la demande actuelle et d'optimiser l'utilisation des ressources.

Ces technologies avancées offrent de nombreux avantages, mais elles présentent également des limites et des défis, à savoir :

- **Complexité d'Implémentation :** La mise en place d'un HIS ou d'un logiciel de planification avancée peut être complexe et coûteuse. L'intégration de ces systèmes avec les infrastructures existantes, la formation du personnel et la personnalisation pour répondre aux besoins spécifiques de l'établissement peuvent être des défis majeurs.
- **Personnalisation Limitée :** Bien que de nombreux HIS et logiciels de planification soient configurables, ils peuvent encore avoir des limites en termes de personnalisation pour répondre à des besoins spécifiques. Les établissements de santé ayant des processus très particuliers peuvent rencontrer des difficultés à adapter ces systèmes.
- **Sécurité des Données :** La sécurité des données est une préoccupation majeure, en particulier dans le secteur de la santé. Les HIS et les logiciels de planification avancée doivent garantir la confidentialité des informations médicales tout en permettant un accès sécurisé.

3 Analyse de la BDD

3.1 Nettoyage des données

L'une des étapes fondamentales de tout projet d'analyse de données consiste en la préparation des données brutes. Ce processus, communément désigné sous le terme de nettoyage des données, revêt une importance capitale pour garantir que les informations extraites de la base de données soient fiables, cohérentes et prêtes à être analysées.

Dans cette phase cruciale du projet, notre objectif principal était d'assurer la qualité et la cohérence des données que nous allions utiliser tout au long de l'analyse. Nous avons utilisé le package `pyarrow` pour faciliter la lecture et l'écriture des fichiers au format parquet, offrant ainsi une efficacité accrue dans la gestion des données.

1. **Chargement des Données avec Pandas :** Nous avons amorcé le processus en utilisant la bibliothèque Pandas pour charger le jeu de données initial. Ce choix a été motivé par la flexibilité et la puissance offertes par Pandas pour la manipulation des données.
2. **Rénovation des Noms de Colonnes :** Afin d'accroître la lisibilité du jeu de données, nous avons entrepris le renommage des colonnes. Cette étape a été cruciale pour rendre les noms de colonnes plus descriptifs et compréhensibles, facilitant ainsi l'ensemble du processus analytique.
3. **Élimination des Colonnes et Lignes Redondantes :** Une étape cruciale du nettoyage des données consistait à se débarrasser des colonnes et des lignes superflues. Cela a non seulement réduit la dimensionnalité du jeu de données, mais a également amélioré l'efficacité des analyses ultérieures en éliminant les informations non pertinentes.
4. **Conversion des Dates en Datetime :** Pour assurer une représentation cohérente des données temporelles, nous avons converti les champs de date en objets de type datetime. Cette conversion a été essentielle pour garantir une gestion appropriée des données chronologiques au sein de notre ensemble de données.
5. **Encodage des Variables Catégorielles :** Afin de préparer nos données pour les algorithmes d'apprentissage automatique et les modèles statistiques, nous avons appliqué un encodage aux variables catégorielles. Cette transformation a permis de traduire ces variables en un format numérique, rendant ainsi les données compatibles avec diverses méthodes d'analyse.
6. **Enregistrement des Résultats en Format Parquet :** Une fois les opérations de nettoyage achevées, nous avons sauvegardé le jeu de données résultant dans un fichier au format parquet. Cette étape de sauvegarde a été effectuée en utilisant la bibliothèque `pyarrow`, assurant ainsi la préservation de la qualité des données nettoyées pour les étapes ultérieures du projet.

La phase de nettoyage des données a joué un rôle fondamental dans la préparation de nos données pour l'analyse approfondie qui suivra. Les procédures mises en œuvre garantissent la qualité, la cohérence et la pertinence des données, jetant ainsi les bases d'une analyse robuste et fiable.

3.2 Analyse statistique

L'analyse statistique constitue l'un des piliers fondamentaux de la science des données, permettant d'extraire des informations précieuses à partir de données brutes. Au cœur de cette analyse se trouve l'Exploratory Data Analysis (EDA) ou l'Analyse Exploratoire des Données, une phase essentielle qui vise à explorer, comprendre et visualiser les données sous-jacentes. L'EDA joue un rôle primordial en révélant des tendances, des corrélations et des insights significatifs qui orientent les étapes ultérieures de modélisation et de prédiction, elle nous aide à poser des questions pertinentes, à identifier des schémas, et à prendre des décisions éclairées.

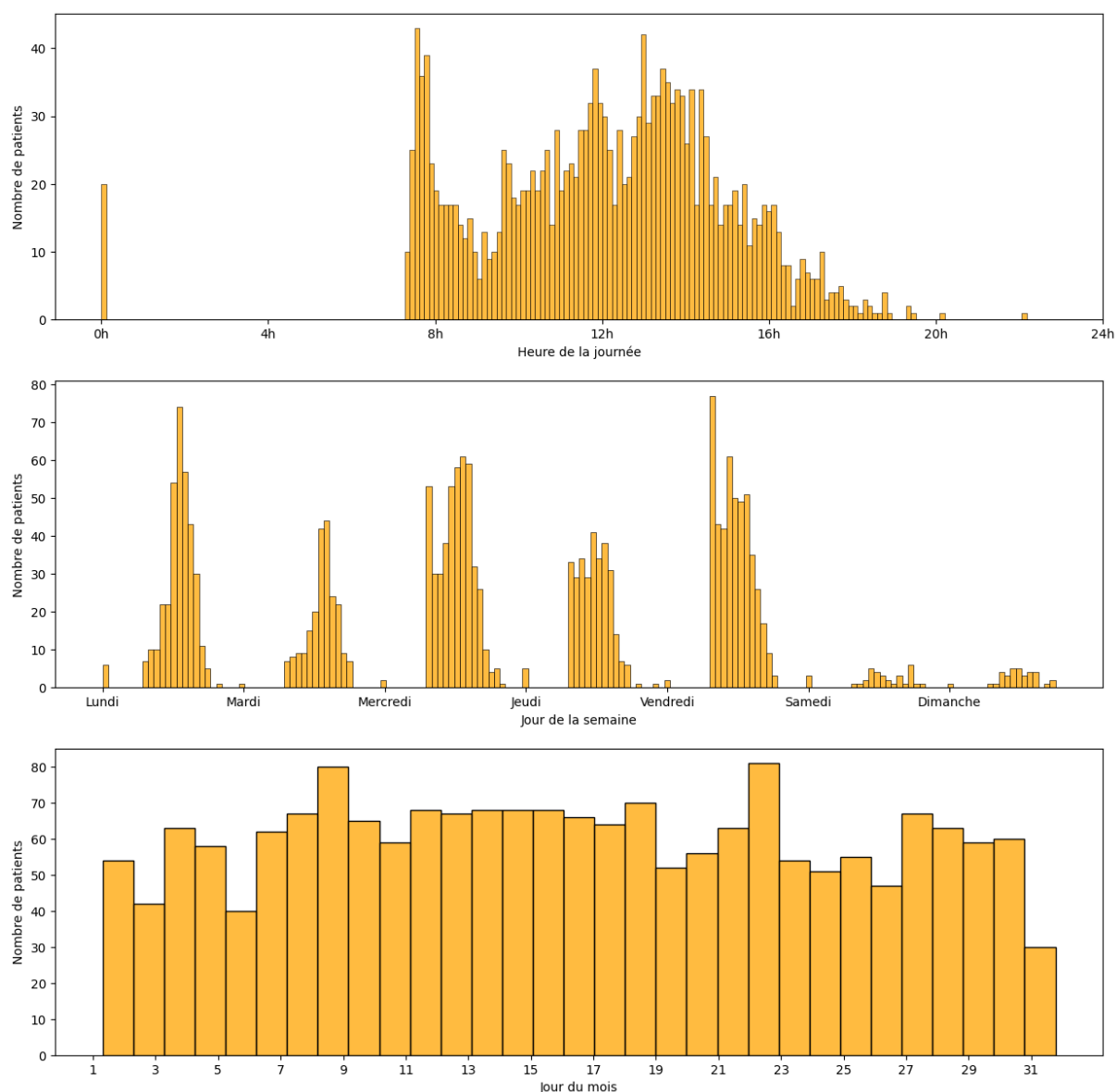


Figure 1 – Distribution des urgences

3.2.1 Prédiction des urgences

Suite à l'analyse de la distribution des opérations urgentes dans les figures 1 et 2, plusieurs tendances significatives émergent. Les urgences suivent un schéma spécifique, débutant tôt dans la journée et atteignant un pic avant midi, suivi d'une légère diminution. Ensuite, une reprise progressive se manifeste avant une diminution constante jusqu'à la fin de la journée de travail, suggérant une corrélation potentielle avec la nature des situations médicales nécessitant une intervention immédiate en début de journée. De plus, il est observé que les urgences sont plus fréquentes les lundis et vendredis, pouvant être attribuées au report d'opérations du week-end. En termes de distribution mensuelle, les urgences semblent suivre un schéma uniforme, indiquant la présence possible de facteurs périodiques ou de motifs prévisibles. Ces constatations sont cruciales pour affiner la planification et la gestion des ressources, et peuvent être synthétisées en trois points clés :

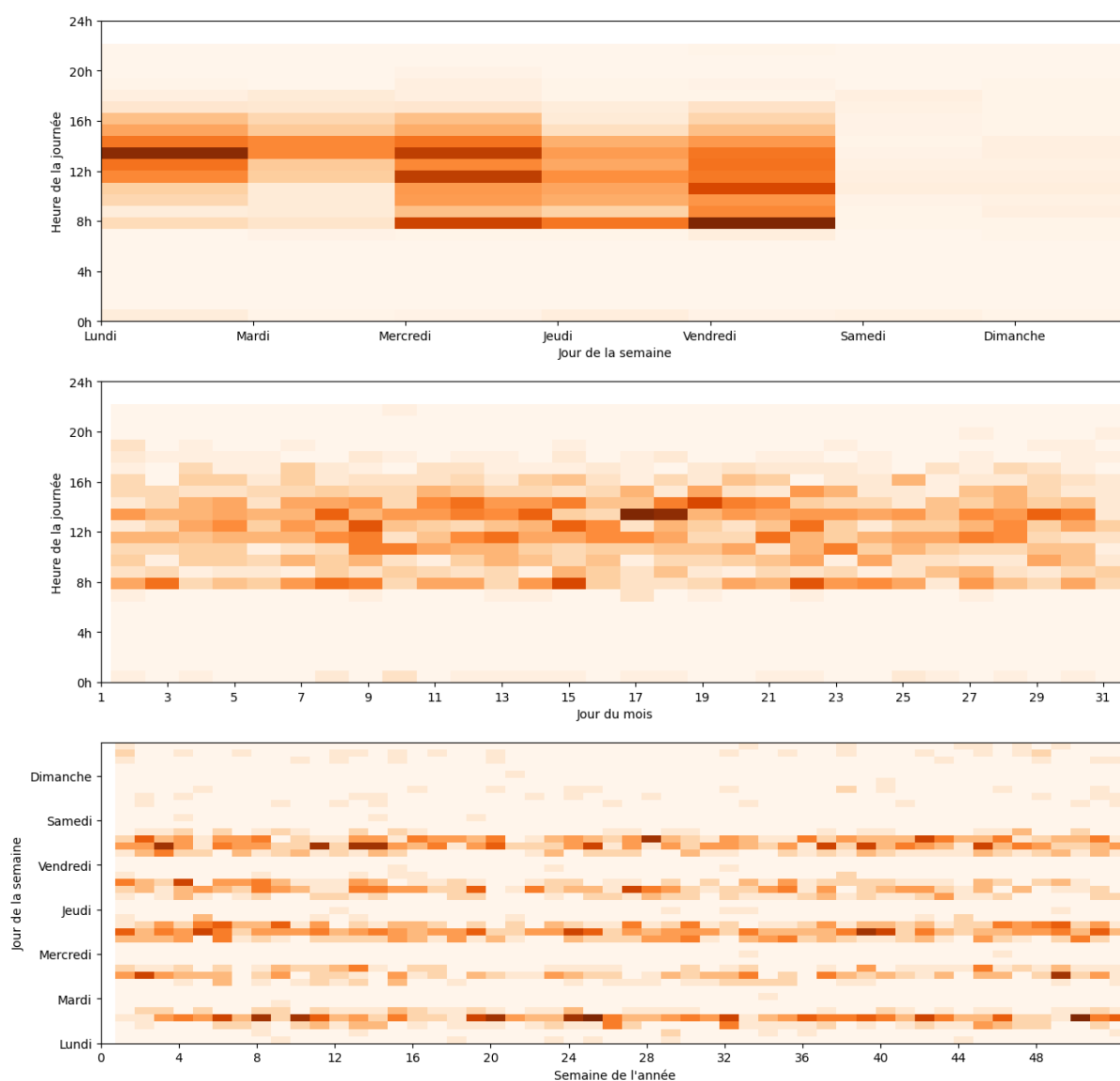


Figure 2 – Distribution des urgences

- **Pic Matinal** : Les opérations urgentes montrent une concentration significative en début de journée, soulignant l'importance de la préparation pour les interventions médicales immédiates dès le début de la journée de travail.
- **Fluctuations Hebdomadaires** : Une tendance à des fréquences d'urgences plus élevées les lundis et vendredis met en lumière la nécessité d'ajuster la planification pour traiter efficacement les cas reportés du week-end.
- **Uniformité Mensuelle** : La distribution uniforme des urgences souligne la possibilité d'identifier des motifs récurrents, offrant ainsi une opportunité d'amélioration dans la prévision et la gestion des ressources pour ces situations critiques.

3.2.2 Prédiction des durées

La phase de prédiction des durées a constitué une étape cruciale de notre projet, visant à anticiper avec précision la durée des opérations en fonction de divers paramètres cliniques.

Nous avons amorcé cette phase en explorant la corrélation entre les variables d'entrée et la durée des opérations, en mettant particulièrement l'accent sur des facteurs tels que le Code CIM, l'âge et d'autres variables pertinentes. Cette étape a permis de dégager des insights sur la relation entre ces paramètres et la variable cible, jetant ainsi les bases de notre approche de modélisation.

Ce graphique (cf. figure 3) montre comment la durée des opérations chirurgicales est distribuée en fonction des diagnostics principaux. Chaque colonne représente une combinaison de durée d'opération et de diagnostic. L'axe horizontal présente les diagnostics principaux (CIM Diag Pr.), tandis que l'axe vertical présente les durées d'opération en minutes.

Suite à l'observation de la figure 4 illustrant la corrélation entre la durée de séjour et l'âge des patients, une tendance significative se dégage. On constate une augmentation de la durée moyenne des opérations en fonction de l'âge des patients. Cette corrélation suggère que des facteurs liés à l'âge peuvent influencer la complexité des interventions chirurgicales, nécessitant potentiellement plus de temps pour une prise en charge appropriée. Cette compréhension de la relation entre l'âge et la durée des opérations offre des perspectives importantes pour la planification des ressources et la gestion des plannings opératoires, soulignant l'importance d'ajuster les prévisions en fonction de la démographie des patients. Ces résultats peuvent servir de base pour optimiser les processus chirurgicaux et améliorer l'efficacité des interventions en tenant compte de cette corrélation notable.

3.3 Analyse prédictive

L'analyse statistique des données historiques de notre base de données a révélé des informations essentielles pour améliorer la gestion de notre bloc opératoire. Nous avons identifié plusieurs domaines clés dans lesquels la prédiction peut jouer un rôle crucial :

1. **Prédiction des Urgences** : Il est très important de pouvoir anticiper les urgences médicales avec une plus grande précision. Cette capacité nous permet de mobiliser rapidement les ressources nécessaires, d'optimiser la coordination

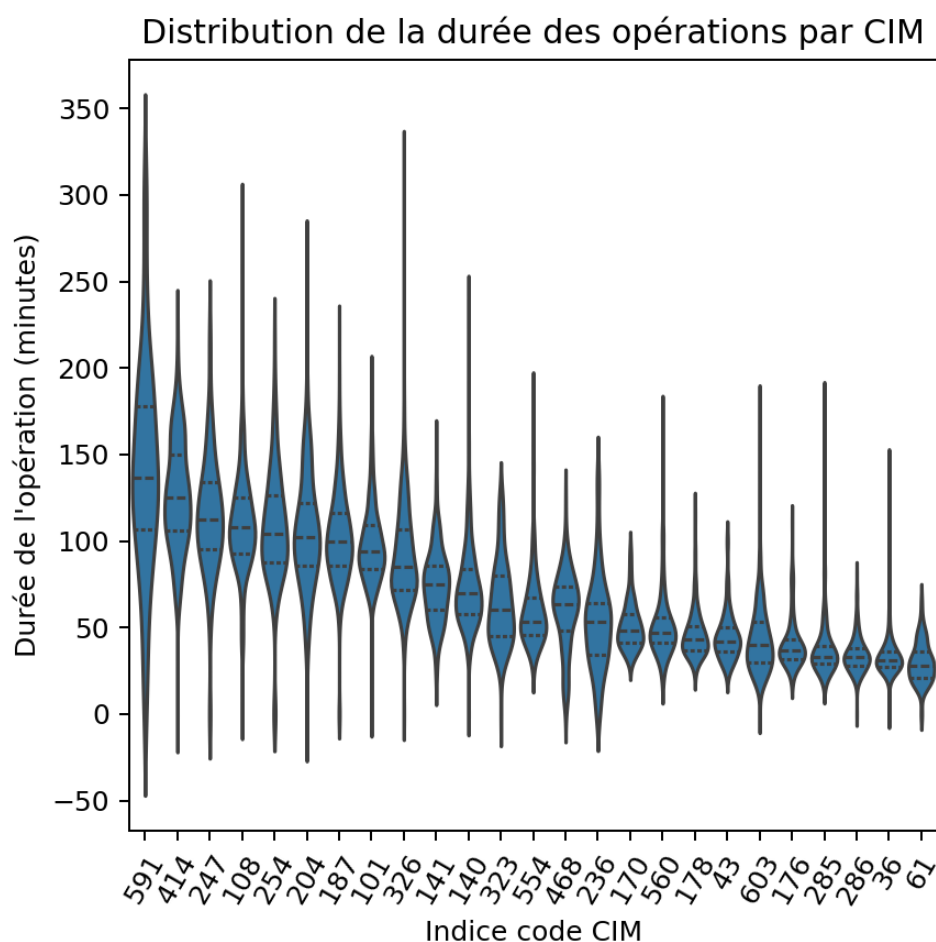


Figure 3 – Influence de CIM Diag Pr. sur la durée d'opération

du personnel médical et d'améliorer la prise en charge des patients en situation d'urgence.

2. **Prédiction de la Durée de Chaque Intervention :** Prédire la durée des interventions est un atout majeur pour la planification. En connaissant à l'avance la durée probable de chaque acte médical, nous pouvons minimiser les retards, réduire les temps d'attente pour les patients, et optimiser l'utilisation des salles opératoires.

Dans l'ensemble, notre approche de l'analyse prédictive nous permet de passer d'une gestion réactive à une gestion proactive. Nous sommes mieux préparés à faire face aux imprévus, à optimiser nos ressources et à offrir des soins de haute qualité à nos patients. Cette transformation vers une gestion basée sur les données renforce notre capacité à répondre aux besoins de notre établissement de santé tout en améliorant l'expérience globale des patients.

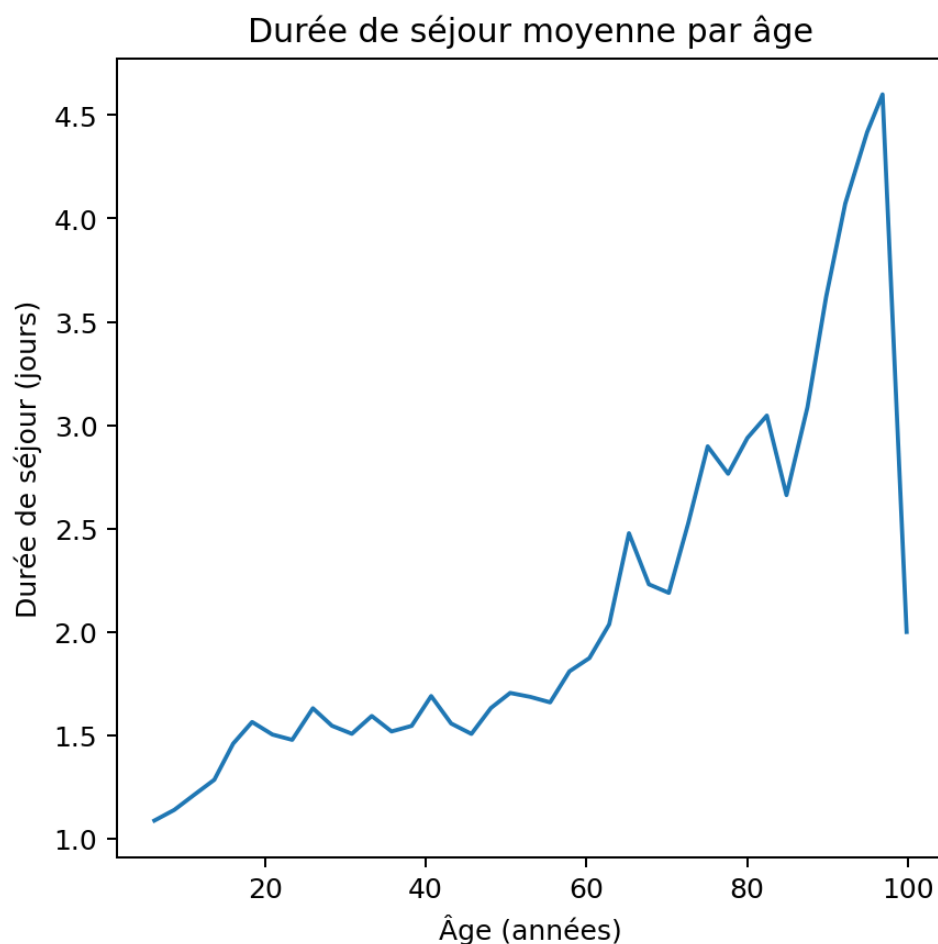


Figure 4 – Durée de séjour moyenne par âge

4 Modèles d'IA

4.1 Architecture du système

Notre système repose sur une architecture robuste qui intègre plusieurs composants essentiels pour une gestion optimale des ressources médicales. Voici une vue d'ensemble des différents éléments de notre architecture :

- **Base de données** : Un socle central qui stocke de manière sécurisée et organisée toutes les informations pertinentes, notamment les données des patients, les plannings des chirurgiens, et les historiques d'interventions.
- **Prédiction de la Durée des Opérations** : Un module dédié à la prédiction de la durée des opérations, utilisant des modèles avancés basés sur des données historiques et des variables spécifiques pour estimer avec précision la durée probable de chaque intervention.
- **Prédiction des Urgences** : Un système intelligent de prédiction des urgences qui analyse les tendances temporelles pour anticiper les moments où les besoins médicaux imprévus sont les plus susceptibles de se produire.

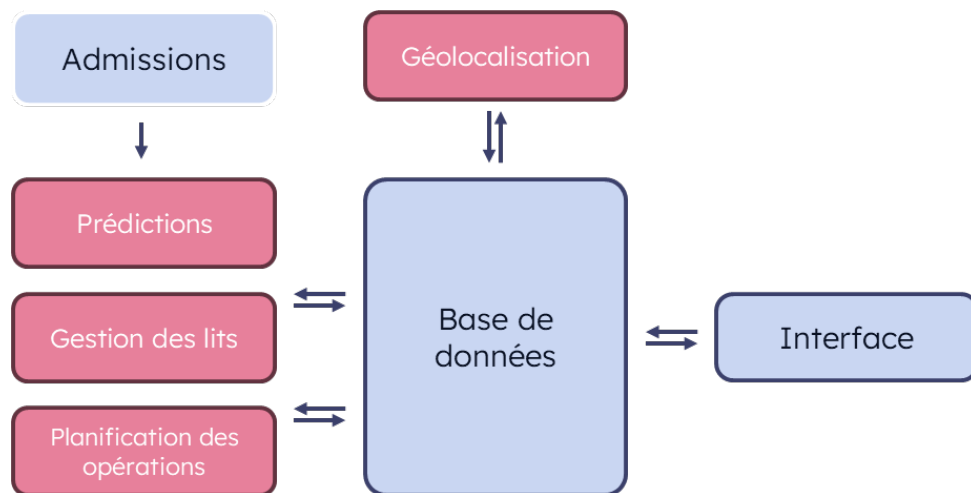


Figure 5 – Architecture du système

- **Gestion des Lits** : Un composant dédié à la gestion des lits hospitaliers, assurant une coordination efficace pour garantir la disponibilité des lits post-opératoires en temps opportun.
- **Optimisation de la Planification** : Un algorithme d'optimisation avancé qui prend en compte toutes les contraintes et variables, des plannings individuels aux équipements disponibles, pour générer des propositions de planification efficaces.
- **Géolocalisation des Patients** : Un module intégré de géolocalisation des patients qui facilite la coordination en suivant en temps réel la localisation des patients, améliorant ainsi la gestion des flux de patients dans l'établissement.
- **Interface Utilisateur** : Une interface conviviale et intuitive qui permet aux utilisateurs, qu'il s'agisse de chirurgiens, de planificateurs ou de responsables d'établissements, d'interagir facilement avec le système, visualiser les données importantes et prendre des décisions éclairées pour une planification opérationnelle optimale.

4.2 Prédiction des durées

- **Préparation des Données d'Entrée** : Les variables d'entrée sélectionnées comprenaient le sexe, l'âge, le code CIM du diagnostic principal, le code CCAM, le code GHM, le type d'anesthésie, le type d'anesthésie loco-régionale, et le type d'intervention. Ces variables ont été minutieusement choisies en fonction de leur pertinence clinique et de leur potentiel à influencer la durée des opérations.
- **Division des Données** : Pour évaluer la performance des modèles de manière rigoureuse, nous avons divisé nos données en ensembles distincts de formation (training) et de test. Cette division nous a permis de former nos modèles sur une partie des données et de les évaluer de manière impartiale sur des données qu'ils n'avaient pas encore rencontrées.

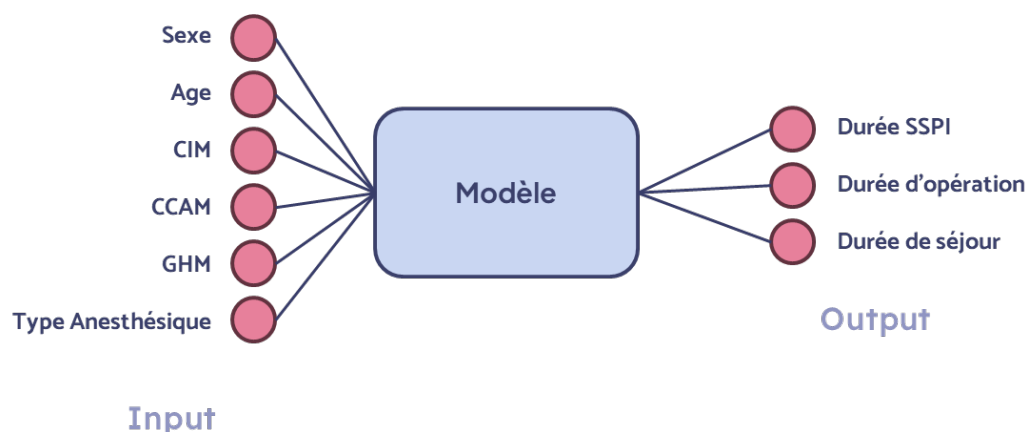


Figure 6 – Architecture du modèle

4.2.1 Application des Modèles de Machine Learning

1. **Random Forest** : Ce choix de modèle a été motivé par sa capacité à traiter des ensembles de données complexes, à gérer les variables catégorielles, et à offrir une résilience face au surajustement. La nature aléatoire de la forêt de décision permet une modélisation robuste, adaptée à la complexité inhérente à la prédiction des durées d'opération.
 2. **XGBoost** : Ce modèle de boosting a été inclus pour exploiter sa puissance dans la gestion des relations non linéaires entre les variables, améliorant ainsi la précision des prédictions.
 3. **Réseau de Neurones** : Cette approche basée sur le réseau de neurones a été intégrée en raison de sa capacité à capturer des motifs complexes, bien que cette méthode nécessite une exploration plus fine des hyperparamètres.
- **Choix de la Métrique MSE** : Pour évaluer la performance de nos modèles, nous avons choisi la Mean Squared Error (MSE) comme métrique principale. Cette métrique a été privilégiée en raison de sa capacité à quantifier la précision de nos prédictions en mesurant la moyenne des carrés des erreurs entre les valeurs prédites et les valeurs réelles. Une MSE plus faible indique une meilleure adéquation entre les prédictions du modèle et les observations réelles.
 - **Comparaison des Modèles** : Une analyse comparative approfondie des résultats des trois modèles a été réalisée en utilisant la MSE comme indicateur de performance. Nos observations ont mis en évidence que le modèle Random Forest a surpassé les autres en termes de performance prédictive, démontrant ainsi sa robustesse dans la prédiction des durées d'opération.

La phase de prédiction des durées a été marquée par une approche systématique, de l'exploration de la corrélation à la sélection minutieuse des variables, à l'application de modèles de machine learning, et enfin à l'évaluation basée sur la métrique MSE. Les résultats soulignent l'efficacité du modèle Random Forest dans la prédiction des durées d'opération, offrant ainsi une solution précise et fiable pour notre problème spécifique. Cette avancée ouvre la voie à des applications cliniques prometteuses et renforce l'import-

Modèle	Random Forest	XGBoost	Neural Network
Durée opération	678,67	711,80	975,21
Durée SSPI	4098,85	5095,16	5018,95
Durée séjour	1,25	1,54	1,46

Figure 7 – Comparaison des Modèles

tance de la modélisation prédictive dans le domaine médical.

4.3 Prédiction des urgences

En parallèle de notre prédiction des durées d'opération, nous avons exploré la possibilité d'utiliser un réseau de neurones pour anticiper les situations d'urgence. Cependant, il est important de noter que les résultats obtenus n'ont pas été aussi pertinents que prévu. Voici une analyse plus détaillée de cette approche :

4.3.1 Objectif de la Prédiction des Urgences

L'objectif de cette étape était d'identifier, à l'aide d'un réseau de neurones, les cas où une intervention urgente pourrait être nécessaire. Ceci pourrait permettre une allocation plus efficace des ressources médicales en anticipant les situations critiques.

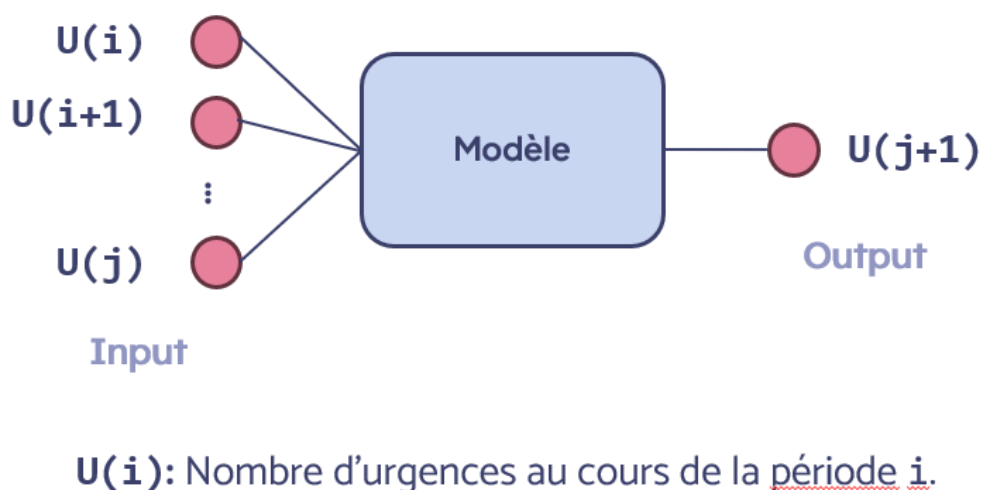


Figure 8 – Architecture du modèle

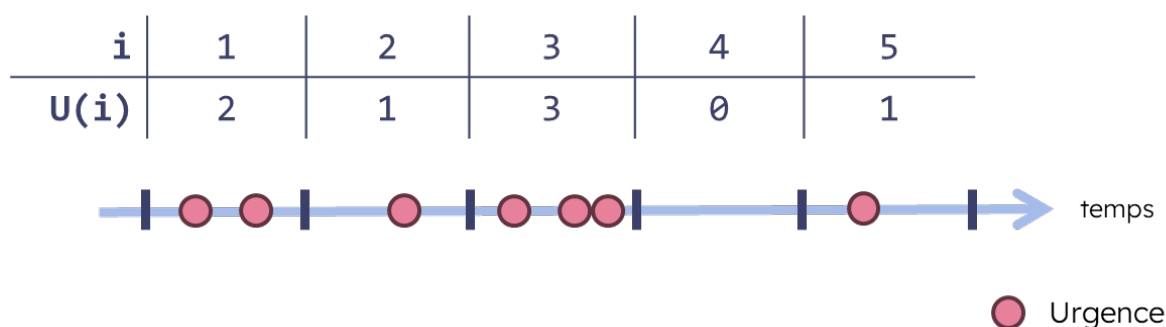


Figure 9 – Architecture du modèle

4.3.2 Choix du Réseau de Neurones

Nous avons opté pour un réseau de neurones en raison de sa capacité intrinsèque à apprendre des motifs complexes et non linéaires à partir des données. Cependant, malgré cette puissance théorique, les résultats obtenus n'ont pas été aussi satisfaisants que nous l'avions escompté.

Les résultats non pertinents peuvent être attribués à divers facteurs, notamment la complexité du réseau de neurones, le nombre limité de données disponibles pour cette tâche spécifique, ou même la nécessité de réglages plus fins des hyperparamètres du modèle.

4.3.3 Réflexions sur l'Amélioration

Nous avons pris en considération ces résultats pour évaluer la possibilité d'améliorer la performance du réseau de neurones en ajustant les architectures, en explorant des méthodes d'optimisation plus avancées, ou en augmentant la taille de l'ensemble de données d'entraînement.

En conclusion, bien que l'exploration de la prédiction des urgences à l'aide d'un réseau de neurones ait été une tentative valable, les résultats obtenus nécessitent une analyse approfondie et soulèvent des questions quant à l'adéquation de cette approche pour notre problème spécifique.

4.4 Gestion des lits

Dans la phase dédiée à la gestion des lits, nous avons pris des mesures spécifiques pour garantir l'objectivité de notre approche en travaillant avec des données aléatoires. Notre démarche visait à évaluer la robustesse de notre système sans biais inhérent à des données réelles. Voici un aperçu de notre méthodologie et des résultats obtenus :

- **Génération de Données Aléatoires :** Nous avons créé des données synthétiques en utilisant des dictionnaires pour représenter nos opérations et séjours. Ces données comprenaient des informations telles que la durée de l'opération, la durée en salle de surveillance post-interventionnelle (SSPI), la durée du séjour, la présence d'urgences, le chirurgien assigné, la date du rendez-vous, et le patient associé à chaque opération.

- **Calcul des Conflits de Lits** : Nous avons mis en place une fonction pour calculer les conflits de lits. Ces conflits représentaient le nombre de lits dépassant la capacité de l'hôpital et étaient utilisés simultanément, excédant ainsi le nombre total de lits disponibles.
- **Résolution des Conflits de Lits** : Une fonction spécifique, `resoudre_conflits_lits`, a été développée pour résoudre les conflits liés aux lits. Cette fonction visait à réaffecter les patients et à optimiser l'utilisation des lits pour minimiser les excédents.
- **Gestion des Urgences** : En complément, nous avons intégré la résolution des conflits d'urgences. Cela impliquait l'élimination des situations où les urgences n'étaient pas traitées dans un délai de 48 heures, assurant ainsi une prise en charge rapide des cas prioritaires.
- **Résultats et Séjours Résolus** : À la fin du processus, nous avons obtenu un dictionnaire, `sejour_resolu`, qui représentait les séjours résolus, dépourvus d'urgences et de conflits de lits. Ce dictionnaire servait de référence pour évaluer l'efficacité de notre système de gestion des lits.

En résumé, cette phase expérimentale a été conçue pour tester la capacité de notre système de gestion des lits à résoudre des situations critiques tout en travaillant avec des données générées de manière aléatoire. Les résultats obtenus ont été essentiels pour évaluer la robustesse de notre approche et orienter d'éventuels ajustements afin d'améliorer encore davantage l'efficacité de notre système de gestion des lits dans des contextes plus réalistes.

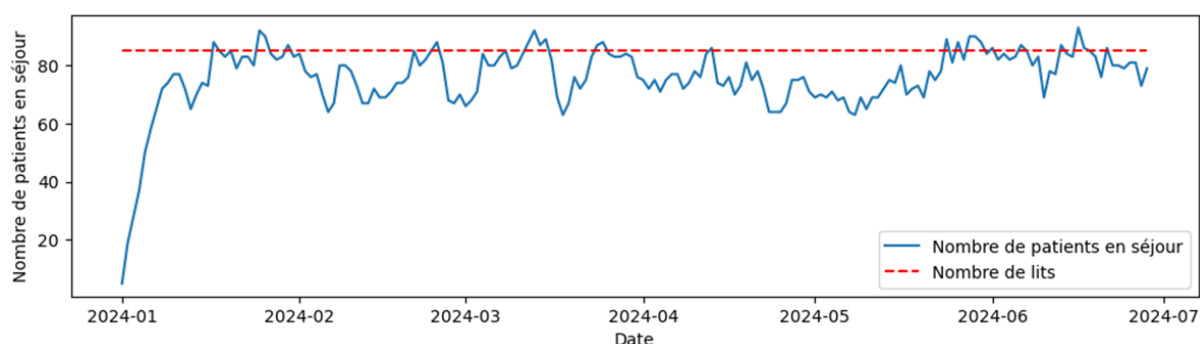


Figure 10 – Planning des lits

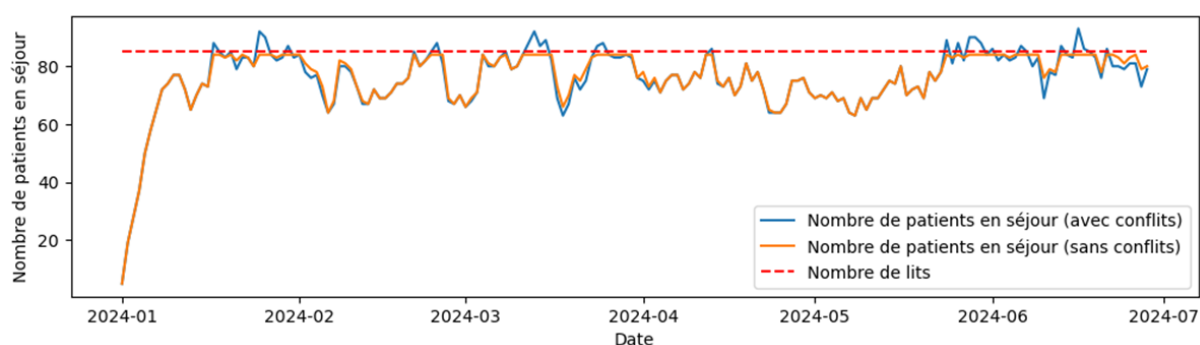


Figure 11 – Planning des lits

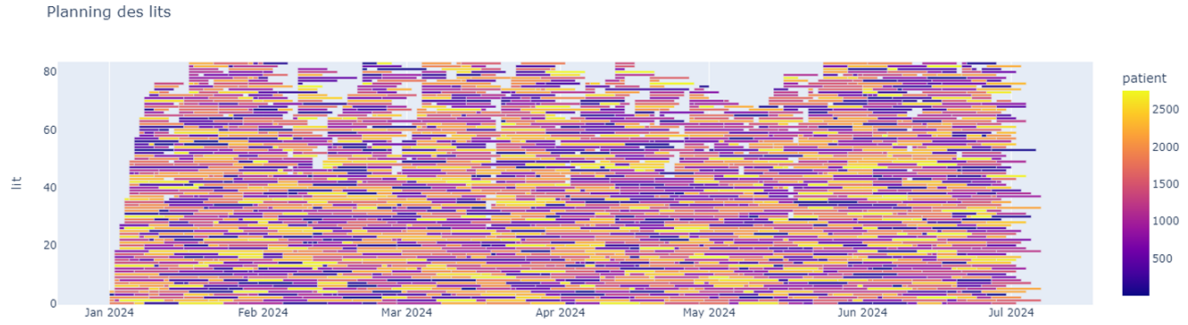


Figure 12 – Gantt du planning des lits

4.5 Optimisation du planning par IA-Métaheuristiques

4.5.1 Cout à optimiser

Pour l'optimisation des plannings, nous avons commencé par établir un planning initial aléatoire. Notre objectif était de minimiser un coût spécifiquement défini en fonction de la différence entre les dates effectives des opérations et les dates prévues, pondérées par des facteurs pertinents. La fonction de coût à minimiser était formulée comme suit :

$$\text{Coût} = \sum_{i=0}^{nop} |t_{dop}^i - t_{rdv}^i| \cdot \omega^i + \gamma \cdot \text{coûts_chirurgiens}$$

où :

- nop : est le nombre d'opérations.
- t_{dop}^i : est la date effective de la i -ème opération.
- t_{rdv}^i : est la date du rendez-vous pour effectuer la i -ème opération. (imposée par l'hôpital au début)
- ω^i : est le facteur d'urgence spécifique à la i -ème opération.
- γ : est le facteur de pondération pour le coût des chirurgiens.
- coûts_chirurgiens : représente les coûts des chirurgiens pour l'ensemble des chirurgiens.

La fonction de coût a été conçue pour prendre en compte à la fois la précision temporelle des opérations et les coûts associés aux chirurgiens.

La méthodologie globale a impliqué les étapes suivantes :

- **Définition des Paramètres** : Paramétrage des poids ω^i pour chaque opération, et collecte des coûts des chirurgiens.
- **Génération d'un Planning Aléatoire** : Création d'un planning initial aléatoire pour les opérations.
- **Optimisation du Coût** : Utilisation d'algorithmes d'optimisation pour ajuster le planning de manière à minimiser le coût défini.

- **Analyse des Résultats** : Évaluation des résultats obtenus après optimisation, en tenant compte de la précision temporelle et des coûts associés.

Cette approche globale visait à produire un planning optimal qui répondait aux exigences temporelles spécifiques des opérations tout en minimisant les coûts associés aux chirurgiens. Les poids et les facteurs de pondération ont été ajustés de manière itérative pour obtenir un équilibre optimal entre la précision temporelle et les coûts.

4.5.2 Représentation du Planning et Adaptation aux Algorithmes d'Optimisation

Dans notre approche d'optimisation des plannings, nous avons adapté le problème en représentant chaque solution (planning) sous forme d'une liste de listes. Chaque liste interne correspond à une salle d'opération, et elle contient les indices des opérations à effectuer dans l'ordre. Voici un exemple de cette représentation : Chaque nombre dans les listes internes représente l'indice de l'opération à effectuer dans l'ordre prévu. Cette représentation facilite l'application d'algorithmes d'optimisation qui peuvent manipuler ces listes pour minimiser le coût défini précédemment.

En adoptant cette représentation, nous avons facilité l'application d'algorithmes d'optimisation sur le problème spécifique de l'organisation des plannings d'opérations, offrant ainsi une flexibilité dans le choix et l'ajustement des algorithmes en fonction des caractéristiques spécifiques du problème rencontré. On crée à l'aide de la bibliothèque plotly le Gantt à partir de la liste planning et le dictionnaire des opérations.

Salle 1 → [[1926, 1134, 1579, 1258, 329, 2582, 384, 2092, 927, 2389, 941, 2030, ...],
Salle 2 → [2511, 798, 2217, 137, 193, 1945, 784, 195, 2218, 2259, 2149, 1592, ...],
Salle 3 → [2516, 630, 1678, 2749, 971, 1128, 347, 1203, 1809, 1969, 2083, 2112, ...],
Salle 4 → [1906, 2623, 2262, 1650, 556, 1137, 1966, 1979, 1200, 124, 1790, 62, ...]]

Figure 13 – Représentation du planning sous forme d'une liste de listes



Figure 14 – Exemple d'affichage du Gantt

4.5.3 Algorithme de Tabou

- **Principe :** L'algorithme de Tabou est une technique d'optimisation heuristique qui a pour objectif de guider la recherche vers des solutions de qualité dans un espace de recherche complexe. Il tire son nom du concept de "tabou", qui désigne des mouvements ou des solutions à éviter temporairement pour éviter de rester bloqué dans des régions sous-optimales de l'espace de recherche.

L'idée principale derrière l'algorithme de Tabou est d'explorer l'espace des solutions en effectuant des mouvements d'un état à un autre, tout en maintenant une liste de solutions "taboues". Ces solutions taboues sont temporairement interdites d'utilisation pour éviter la récurrence de configurations sous-optimales ou la convergence prématurée vers une solution moins favorable.

Le processus de l'algorithme de Tabou peut être décomposé en plusieurs étapes :

- **Initialisation :** Définir une solution initiale et initialiser une liste taboue vide.
- **Recherche locale :** Explorer le voisinage de la solution actuelle en effectuant des mouvements. Évaluer la qualité de chaque solution voisine.
- **Choix de la meilleure solution :** Sélectionner la meilleure solution parmi les voisins, en évitant celles qui sont taboues.
- **Mise à jour de la liste tabou :** Mettre à jour la liste taboue en ajoutant la solution choisie et en retirant éventuellement les solutions qui ont été présentes dans la liste pendant trop longtemps.
- **Critère d'arrêt :** Répéter les étapes précédentes jusqu'à ce qu'un critère d'arrêt soit atteint, tel qu'un nombre fixe d'itérations ou l'obtention d'une solution satisfaisante.

L'algorithme de Tabou a démontré son efficacité dans de nombreux domaines d'application, notamment l'optimisation de problèmes complexes tels que la planification et l'ordonnancement. Dans le contexte de la planification, il peut être utilisé pour résoudre des problèmes difficiles où les contraintes et les préférences des différentes parties prenantes doivent être prises en compte. La flexibilité de l'algorithme de Tabou en fait un choix attrayant pour la résolution de problèmes de gestion des ressources, de l'affectation de tâches et d'autres défis rencontrés dans l'élaboration de plannings optimaux.

- **Les courbes et tableaux :**
 - **Mouvement du Tabou :** Nous avons enregistré le mouvement du tabou tout au long de l'exécution de l'algorithme. Cela a permis de suivre les itérations successives et d'observer comment les mouvements interdits ont évolué.
 - **Temps d'Exécution :** Le temps d'exécution de l'algorithme de Tabou a été mesuré pour chaque itération, fournissant des données cruciales sur la complexité temporelle de l'algorithme. Les résultats obtenus sont les suivants :
 - 1ère itération : 45 secondes
 - 2ème itération : 1 minute 32 secondes
 - **Courbe du Coût en Fonction de la Longueur de la Liste de Tabou :** Nous avons tracé une courbe représentant le coût en fonction de la longueur de la liste de tabou. Cette analyse a permis de visualiser comment la performance

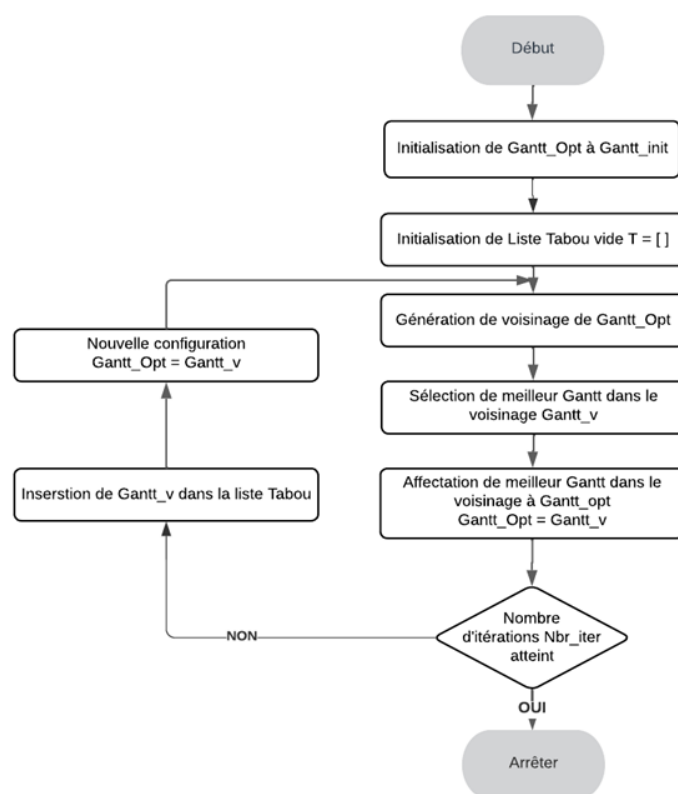


Figure 15 – Principe de l’algorithme de Tabou

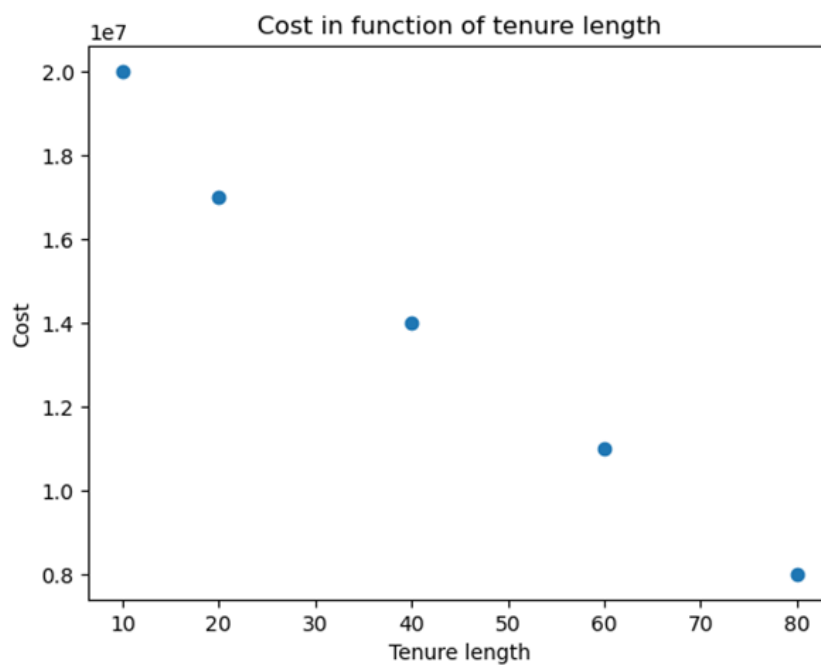


Figure 16 – Cout en fonction de la longueur de tabou

de l’algorithme évolue en ajustant la taille de la liste de tabou.

- **Analyse des résultats** : Malgré l'enregistrement du mouvement du tabou, l'algorithme a montré des temps d'exécution significatifs. Cela souligne la nécessité de prendre en compte l'efficacité temporelle lors de l'application de l'algorithme de Tabou, surtout dans des contextes où le temps est un facteur critique.

La courbe du coût en fonction de la longueur de la liste de tabou a révélé une tendance significative. En observant une diminution du coût en fonction de l'augmentation de la longueur de la liste de tabou, nous pouvons interpréter que l'algorithme bénéficie d'une exploration plus large de l'espace des solutions lorsque la liste de tabou est étendue. Cependant, il est important de noter qu'il existe un compromis entre la performance de l'algorithme et le temps d'exécution, et donc, le choix de la taille optimale de la liste de tabou doit être soigneusement considéré.

En conclusion, l'algorithme de Tabou offre des résultats prometteurs en termes de réduction du coût, mais son temps d'exécution nécessite une attention particulière. L'analyse de la courbe fournit des indications cruciales pour ajuster les hyperparamètres, offrant ainsi une base solide pour des performances optimales.

4.5.4 Algorithme Recuit Simulé

- **Principe** : L'algorithme du recuit simulé est une technique d'optimisation stochastique inspirée du processus métallurgique de recuit dans lequel un matériau est chauffé puis refroidi lentement pour atteindre un état d'équilibre stable. Cet algorithme a été adapté pour résoudre des problèmes d'optimisation combinatoire en explorant l'espace des solutions de manière probabiliste et en utilisant des mécanismes de métaphore thermique pour guider la recherche. Le principe fondamental de l'algorithme du recuit simulé peut être décrit en plusieurs étapes :
 - **Initialisation** : Définir une solution initiale et une température initiale. La température est un paramètre crucial qui contrôle la probabilité d'acceptation de solutions moins favorables à mesure que l'algorithme progresse.
 - **Recherche locale** : Effectuer des perturbations dans la solution actuelle pour générer une solution voisine. Évaluer la qualité de la solution voisine.
 - **Acceptation probabiliste** : Si la solution voisine est meilleure que la solution actuelle, l'accepter comme nouvelle solution. Sinon, l'accepter avec une certaine probabilité déterminée par la température et la différence de qualité entre les deux solutions. Cette probabilité diminue au fil du temps à mesure que la température baisse.
 - **Refroidissement** : Réduire progressivement la température selon un schéma prédéfini. Cela permet à l'algorithme de passer de phases d'exploration à des phases d'exploitation, convergeant vers une solution optimale.
 - **Critère d'arrêt** : Répéter les étapes précédentes jusqu'à ce qu'un critère d'arrêt soit atteint, comme un nombre fixe d'itérations ou l'atteinte d'une solution satisfaisante.

L'algorithme du recuit simulé est particulièrement utile pour éviter les minima locaux en explorant l'espace des solutions de manière probabiliste. La métaphore

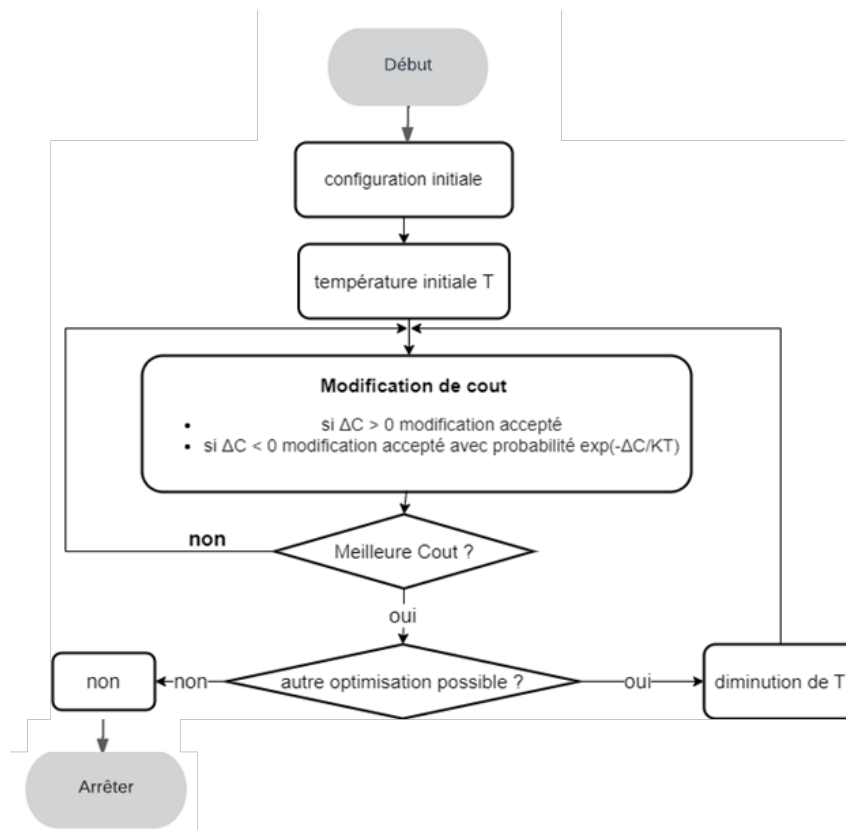


Figure 17 – Principe de l’algorithme Recuit simulé

thermique permet à l’algorithme d’accepter occasionnellement des solutions de moindre qualité, ce qui peut être essentiel pour échapper à des optima locaux et converger vers une solution globalement optimale

— **Les courbes et tableaux :**

— **Courbe du Coût en Fonction du Nombre d’Itérations :** Nous avons appliqué l’algorithme de Recuit Simulé et tracé une courbe représentant l’évolution du coût en fonction du nombre d’itérations. Cette courbe offre un aperçu de la convergence de l’algorithme et de son efficacité au fil du temps.

— **Courbe du Coût en Fonction de T et :** Nous avons également tracé une courbe représentant le coût en fonction des paramètres de température (T) et du coefficient d’acceptation (). Cette visualisation permet d’explorer la sensibilité de l’algorithme aux variations de ces hyperparamètres cruciaux.

— **Résultats et Interprétations :**

— **Efficacité du Recuit Simulé :** L’algorithme de Recuit Simulé a démontré une efficacité notable, se révélant significativement plus rapide que l’algorithme de Tabou. Cette accélération pourrait être attribuée à la nature probabiliste du Recuit Simulé, qui permet une exploration plus rapide de l’espace des solutions.

— **Choix précis des hyperparamètres :** 2. Les courbes tracées ont joué un

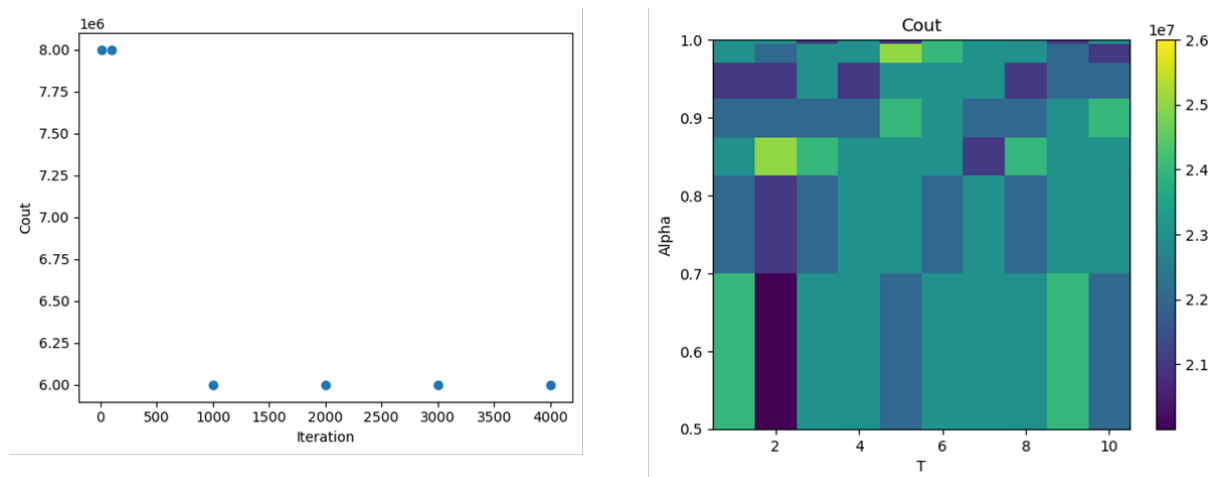


Figure 18 – Courbe représentant le cout en fonction de nombres d'itéraions et de T et de α

rôle essentiel dans le processus de sélection des hyperparamètres. En observant la courbe du coût en fonction du nombre d'itérations, nous avons pu évaluer la convergence de l'algorithme, déterminant ainsi le nombre optimal d'itérations pour obtenir une solution optimale. La courbe du coût en fonction de T et α a offert des informations cruciales sur la sensibilité de l'algorithme aux variations de température et de coefficient d'acceptation. Cela a permis de choisir soigneusement ces paramètres pour maximiser l'efficacité de l'algorithme dans le contexte spécifique de notre problème d'optimisation de planning.

l'application réussie de l'algorithme de Recuit Simulé a été soutenue par l'analyse approfondie des courbes. Ces visualisations ont non seulement démontré la rapidité de l'algorithme mais ont également fourni des indications cruciales pour l'ajustement des hyperparamètres, renforçant ainsi la confiance dans la capacité de l'algorithme à fournir des solutions optimales pour l'optimisation du planning.

4.5.5 Algorithmes génétiques

Les algorithmes génétiques (AG) représentent une approche puissante et inspirée par la nature pour résoudre des problèmes d'optimisation et de recherche. Basé sur le processus de sélection naturelle, l'AG imite l'évolution pour trouver des solutions potentiellement optimales. Le principe fondamental peut être décomposé en plusieurs étapes clés.

1. **Initialisation de la population** : Une population initiale d'individus est créée, souvent de manière aléatoire. Chaque individu représente une solution potentielle au problème étudié.
2. **Évaluation** : Chaque individu est évalué en fonction de sa performance par rapport à la fonction objectif définie par le problème. Cette fonction mesure la qualité de la solution proposée.
3. **Sélection** : Les individus sont sélectionnés pour créer la génération suivante,

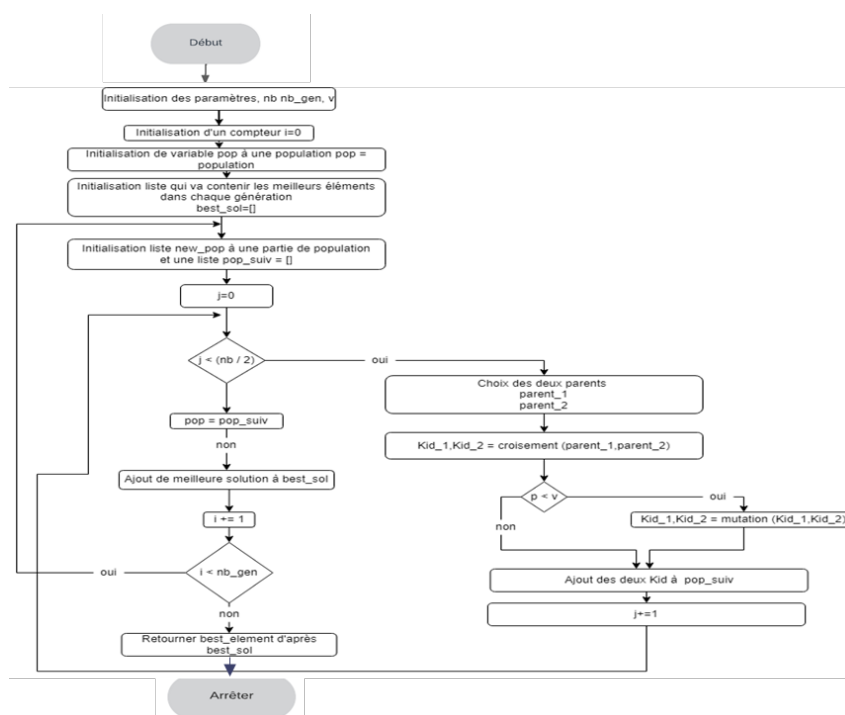


Figure 19 – Principe des algorithmes génétiques

- avec une probabilité de sélection proportionnelle à leur performance. Cela simule le processus de sélection naturelle, favorisant les individus les mieux adaptés.
4. **Reproduction** : Les individus sélectionnés sont combinés pour créer de nouveaux individus, appelés descendants. Le croisement génétique (crossover) et la mutation introduisent de la diversité dans la population, facilitant l'exploration de l'espace des solutions.
 5. **Croisement (Crossover)** : Les parties des solutions parentales sont échangées pour créer de nouvelles solutions. Cela permet de combiner les caractéristiques prometteuses de différents individus.
 6. **Mutation** : Certaines parties des nouvelles solutions peuvent être modifiées de manière aléatoire pour introduire de la diversité et éviter la convergence prématurée vers une solution suboptimale.
 7. **Remplacement** : Les nouveaux individus remplacent l'ancienne population, et le processus se répète sur plusieurs générations.
 8. **Répétition** : Les étapes d'évaluation, de sélection, de reproduction et de remplacement sont répétées jusqu'à ce qu'une solution satisfaisante soit trouvée ou qu'un critère d'arrêt prédéfini soit atteint.

Les algorithmes génétiques offrent une approche flexible et efficace pour explorer des espaces de solutions complexes, en trouvant des solutions de qualité dans des domaines tels que l'optimisation combinatoire, la conception de systèmes complexes, et d'autres applications d'ingénierie et de recherche opérationnelle. Son pouvoir réside dans sa capacité à évoluer et à s'adapter, fournissant ainsi des solutions robustes à des problèmes difficiles.

4.6 Courbes et Tableaux : Résultats de l'Algorithme Génétique

4.6.1 Courbe du Coût en Fonction du Nombre de Générations

Nous avons appliqué l'algorithme génétique et tracé une courbe représentant l'évolution du coût en fonction du nombre de générations. Cette courbe offre un aperçu de la convergence de l'algorithme génétique et de son efficacité au fil du temps.

4.6.2 Résultats et Interprétations

1. **Efficacité Comparée aux Autres Algorithmes :** L'algorithme génétique a démontré une efficacité notable, se révélant beaucoup plus rapide que l'algorithme de Tabou, mais légèrement moins rapide que l'algorithme de Recuit Simulé. Cette observation suggère que l'algorithme génétique peut être particulièrement compétitif en termes de rapidité d'exécution, offrant une alternative efficace pour résoudre des problèmes complexes d'optimisation.
2. **Choix Précis des Hyperparamètres :** Les courbes tracées ont joué un rôle crucial dans le processus de sélection des hyperparamètres pour l'algorithme génétique. En observant la courbe du coût en fonction du nombre de générations, nous avons pu évaluer la convergence de l'algorithme et déterminer le nombre optimal de générations pour obtenir une solution optimale.

Cette analyse a également permis d'identifier le juste équilibre entre la taille de la population, la probabilité de croisement, et la probabilité de mutation, des paramètres essentiels pour la performance de l'algorithme génétique.

Ajustement Selon la taille de la BDD

Le notebook [5_optimisation_du_planning](#) a été conçu avec une conception adaptable, prenant en compte des bases de données de différentes tailles. Cette flexibilité est rendue possible grâce à la possibilité d'ajuster plusieurs paramètres, offrant ainsi une approche évolutive et robuste pour résoudre des problèmes d'optimisation dans des contextes variés.

Paramètres Ajustables :

- [num_salles](#) : Le nombre de salles d'opération.
- [num_lits](#) Le nombre total de lits disponibles dans l'hôpital.
- [num_patients](#) Le nombre total de patients pour lesquels les opérations doivent être planifiées.
- [num_chirurgiens](#) Le nombre de chirurgiens disponibles.

Ces paramètres permettent de moduler la taille de la base de données, fournissant ainsi une adaptabilité essentielle aux différents scénarios rencontrés dans la pratique médicale.

Adaptabilité aux Bases de Données de Petite Taille Lorsque la base de données est de petite taille, par exemple avec un nombre réduit de salles d'opération, de lits, de patients, ou de chirurgiens, l'algorithme d'optimisation peut s'exécuter de manière

<u>Algorithme</u>	<u>Temps d'exécution</u>	<u>Cout après une itération</u>
Tabou	50s	20000139.94613128
<u>Recuit Simulé</u>	1s	22000147.110702917
<u>Génétique</u>	25s	13000125.75260528

Figure 20 – Comparaison des algorithmes

rapide et efficace. Cela permet une planification précise des opérations dans des contextes où les ressources sont limitées.

Adaptabilité aux Bases de Données de Grande Taille Lorsque la base de données est étendue, avec un nombre plus important de salles d'opération, de lits, de patients, ou de chirurgiens, le même algorithme peut être utilisé en ajustant simplement ces paramètres. Bien que cela puisse entraîner un temps d'exécution plus long en raison de la complexité accrue, l'algorithme conserve son efficacité et offre des résultats optimisés.

Flexibilité dans l'Analyse des Performances La capacité à ajuster ces paramètres offre également la possibilité d'analyser les performances de l'algorithme dans des scénarios divers. Il devient ainsi possible de déterminer comment la solution évolue en fonction de la capacité de l'hôpital, du volume de patients, ou de la disponibilité des ressources médicales.

En conclusion, la conception adaptable du notebook [5_optimisation_du_planning](#) garantit une utilité pratique dans un large éventail de situations médicales. L'ajustement aisé des paramètres permet de traiter des bases de données de tailles variées, tout en offrant une flexibilité précieuse pour évaluer et optimiser les performances de l'algorithme d'optimisation dans des contextes médicaux diversifiés.

Tableaux de comparaison et analyses globales des performances de l'optimisation de l'ordonnancement des blocs

4.7 Système multi-agent

Dans le cadre de notre projet d'optimisation du planning chirurgical, nous avons adopté une approche novatrice en combinant deux techniques d'optimisation puissantes : l'algorithme génétique et le recuit simulé. Cette coordination vise à tirer parti des avantages spécifiques de chaque algorithme, offrant ainsi une solution robuste et efficace pour la planification des opérations.

- **Initialisation et Paramètres** : Nous avons débuté en initialisant le planning à partir des séjours résolus et des opérations, définissant également le meilleur planning initial et son coût associé. Les paramètres clés de coordination ont été définis, tels que le facteur de seuil, le nombre maximal d'itérations avec stagnation, et le compteur d'itérations depuis la dernière amélioration significative.

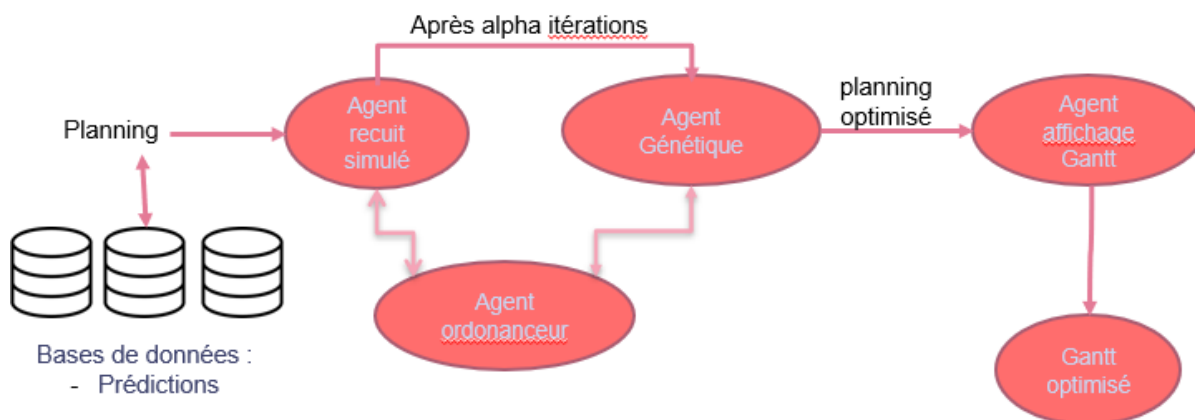


Figure 21 – Architecture du modèle

- **Boucle Principale d’Optimisation** : Une boucle principale coordonne l’application alternée du recuit simulé et de l’algorithme génétique. Cette coordination est basée sur des critères spécifiques, tels que le seuil de stagnation et le nombre d’itérations depuis la dernière amélioration significative.
- **Analyse des Performances** : Les résultats de chaque itération ont été enregistrés, permettant une analyse approfondie des performances de l’algorithme. En particulier, la coordination dynamique entre le recuit simulé et l’algorithme génétique a été visualisée à travers une courbe représentant le coût en fonction du nombre d’itérations.

Cette approche coordonnée a démontré des avantages significatifs, notamment une convergence plus rapide vers des solutions optimales, une adaptation aux caractéristiques changeantes du problème, et une robustesse accrue face à la complexité de la planification chirurgicale.

4.8 Géolocalisation des patients

Les marqueurs ArUco, largement utilisés dans le domaine de la réalité augmentée et de la vision par ordinateur, présentent une utilité significative dans le contexte de la géolocalisation des patients au sein d’un hôpital. Leur principale fonction réside dans la capacité à identifier et suivre précisément la position des patients en temps réel, ce qui contribue de manière considérable à l’amélioration de l’efficacité et de la rentabilité des services de santé. Voici comment les marqueurs ArUco jouent un rôle essentiel :

- **Suivi en temps réel** : Les marqueurs ArUco permettent de suivre avec précision la localisation des patients dans l’hôpital, en fournissant des informations en temps réel aux professionnels de la santé. Cela facilite la gestion des ressources, l’optimisation des itinéraires pour les soins et la réduction du temps d’attente, améliorant ainsi l’efficacité des soins et la satisfaction des patients.
- **Réduction des erreurs humaines** : En utilisant des marqueurs ArUco pour géolocaliser les patients, on minimise les risques d’erreurs humaines, telles que la confusion des dossiers ou des patients, ce qui peut avoir des conséquences graves en milieu hospitalier.
- **Réduction des coûts opérationnels** : En auto-



matissant le suivi des patients grâce aux marqueurs ArUco, les hôpitaux peuvent réduire les coûts liés à la gestion du personnel, aux retards de traitement et aux réadmissions inutiles. Cela se traduit par une meilleure rentabilité des services de santé. - Maintenance des marqueurs : L'entretien des marqueurs ArUco est relativement simple et peu coûteux. Les marqueurs peuvent être imprimés sur des étiquettes autocollantes ou des bracelets, et leur remplacement en cas de dégradation est rapide et abordable.

En conclusion, l'utilisation des marqueurs ArUco pour la géolocalisation des patients dans un hôpital améliore la rentabilité grâce à un suivi en temps réel plus efficace, une réduction des erreurs, des coûts opérationnels moins élevés et une maintenance simple des marqueurs. Cette technologie contribue ainsi de manière significative à l'amélioration de la qualité des soins et à une meilleure expérience pour les patients.



5 Conclusion et perspectives

En conclusion de ce projet ambitieux qui visait à optimiser le planning d'une clinique en utilisant des techniques avancées d'intelligence artificielle et de métaheuristiques, nous avons traversé un parcours enrichissant, à la croisée de la santé et de l'informatique décisionnelle. Ce projet a été une occasion de mettre en pratique les connaissances acquises au cours de notre cursus à Centrale Lille, nous confrontant à des problématiques réelles du domaine médical.

5.1 Récapitulatif des Réalisations

Dans le cadre de l'analyse de la base de données, nous avons effectué une exploration statistique et prédictive, jetant les bases de nos modèles d'intelligence artificielle. Le nettoyage des données a été crucial, nous permettant de travailler avec des informations fiables pour la prédiction des durées d'intervention et la gestion des urgences. Nos résultats ont été détaillés à travers des courbes et tableaux, nous offrant des insights précieux.

En ce qui concerne les techniques de machine learning, nous avons mis en œuvre des modèles prédictifs élaborés à partir des principes du machine learning. Pour la prédiction des durées d'intervention et des urgences, nous avons privilégié des algorithmes tels que Random Forest et XGBoost, ainsi que des réseaux neuronaux (Neural Networks) pour capturer des patterns complexes dans les données, améliorant ainsi la capacité de prédiction des modèles, notamment pour des tâches spécifiques liées à la complexité des interventions chirurgicales.

Dans la partie dédiée à l'optimisation, nous avons exploré des métaheuristiques telles que l'algorithme de Tabou, le recuit simulé, et les algorithmes génétiques. Les analyses ont montré des performances intéressantes, soulignant l'efficacité de ces approches pour résoudre des problèmes d'ordonnancement complexes dans le contexte hospitalier.

5.2 Perspectives

Les perspectives de ce projet s'orientent vers le développement d'une interface utilisateur conviviale. Nous envisageons de créer une interface graphique interactive permettant aux utilisateurs de visualiser et d'interagir avec les plannings optimisés générés par nos modèles. À cet effet, nous avons élaboré un mockup pour donner un aperçu de la future interface, mettant l'accent sur la facilité d'utilisation et la compréhension.

Cependant, nous faisons face à un défi avec la prédiction des urgences, où les modèles d'IA n'ont pas encore atteint une performance satisfaisante. Cette situation nous incite à explorer d'autres approches, notamment une approche mathématique, pour améliorer la précision de la prédiction des urgences et garantir une meilleure réactivité aux situations critiques.

5.3 Enseignements Tirés

Ce projet a été une expérience d'apprentissage enrichissante qui a mis en lumière les défis et les opportunités que présente l'application de l'intelligence artificielle dans le secteur médical. En tant qu'étudiants à Centrale Lille aspirant à devenir des data scientists, nous avons renforcé nos compétences techniques, développé notre capacité à collaborer au sein d'une équipe multidisciplinaire, et acquis une compréhension approfondie des enjeux liés à la gestion hospitalière.

À travers ce projet, nous avons également réalisé l'importance cruciale de l'adaptabilité et de la remise en question constante pour répondre aux spécificités des problèmes réels, en particulier dans le domaine de la santé où les enjeux sont complexes et évolutifs.

5.4 Conclusion Globale

En conclusion, ce projet représente un jalon significatif dans notre parcours académique, symbolisant notre engagement envers l'excellence dans la résolution de problèmes concrets. Nous sommes impatients de poursuivre notre exploration dans le domaine passionnant de la data science et de contribuer, à notre manière, à l'amélioration des systèmes de santé grâce à l'intelligence artificielle, à l'innovation technologique, et aux avancées continues des techniques de machine learning et deep learning.

5.5 Annexe

5.5.1 Analyse des conférences des intervenant extérieurs :

- **Emmanuel Chazard** : La conférence du Pr Emmanuel Chazard a été essentielle pour élucider les mécanismes de manipulation des données au sein l'hôpital. Sa présentation a méticuleusement détaillé les aspects techniques et les phases indispensables à l'élaboration d'un projet d'analyse à partir de données médicales initialement non traitées.

On peut synthétiser son exposé en trois segments principaux.

Premièrement, la réutilisation des données : Là où les méthodes conventionnelles s'appuient sur des analyses statistiques des données médicales pour générer de nouvelles connaissances, celles-ci peuvent être onéreuses en temps et en argent. La stratégie contemporaine privilégie l'épuration et la conversion des données superflues pour optimiser les coûts et améliorer la précision des prévisions. Cette démarche commence par une ségrégation des données en différentes catégories - démographiques, cliniques, de laboratoire et diagnostiques - permettant de créer une base de données sur mesure, qui sera par la suite analysée statistiquement pour extraire des conclusions.

Deuxièmement, le Big Data : Le volume colossal de données dans le secteur médical mérite une attention spéciale. À titre d'exemple, un seul test de laboratoire peut engendrer une centaine de lignes de données par patient, sans compter les prescriptions médicales et les données additionnelles comme les images

médicales ou les informations d'assurance. Ces données se caractérisent par leur volume important, la variété des variables et des formats, ainsi que la fréquence de mise à jour.

Troisièmement, l'intelligence artificielle : On reconnaît trois paliers d'intervention. La première étape consiste à exécuter des opérations sur des données préalablement traitées en suivant des directives établies par des experts. Ensuite, il y a l'apprentissage et la réapplication, où l'ordinateur, à travers l'apprentissage automatique, comme les réseaux de neurones, élabore ses propres règles à partir de l'analyse de grandes quantités de données. Enfin, l'étape suprême est celle de l'adaptation intelligente, où la machine développe la capacité de moduler son raisonnement et d'atteindre une certaine forme de conscience de ses propres processus décisionnels.

- **P.YIM** : Le cours de machine learning dispensé par le Professeur Pascal Yim a fourni une panoplie d'outils et de méthodes qui peuvent être directement appliquées pour avancer sur un projet d'ordonnancement des lits d'hôpital et de gestion des patients.

Dans les premières parties du cours, l'apprentissage de la régression et des neurones linéaires, ainsi que la maîtrise de la descente de gradient, ont pu être utilisés pour développer des modèles prédictifs capables d'estimer la durée de séjour des patients en fonction de leurs symptômes et historique médical. Cela aide directement à anticiper les besoins en lits et à planifier leur allocation de manière plus précise.

Les sections du cours sur la classification et les neurones logistiques, soutenues par la compréhension des métriques d'évaluation et les arbres de décision, fournissent des méthodes pour classer les patients selon différents niveaux de priorité ou de risque, ce qui est fondamental pour l'affectation des lits et la gestion des files d'attente.

L'analyse exploratoire des données (EDA) et l'utilisation de forêts aléatoires, discutées dans le cours, sont des compétences clés pour identifier des motifs et des corrélations dans les données hospitalières, permettant ainsi une meilleure prédiction des périodes de forte demande et la préparation du personnel et des infrastructures à y répondre.

La partie du cours sur le déséquilibre des données et l'utilisation de techniques comme SMOTE a pu être appliquée pour s'assurer que les modèles développés ne soient pas biaisés envers une certaine catégorie de patients et puissent généraliser efficacement sur de nouvelles données, ce qui est essentiel pour la prise de décision équitable et efficace dans la gestion des ressources hospitalières.

En ce qui concerne les outils de "low code" et "automated machine learning" comme PyCaret et MLJAR, ils ont permis de prototyper rapidement des solutions, d'exécuter des comparaisons de modèles et de déployer les plus performants avec moins de ressources et en temps réel, ce qui est crucial pour une mise en œuvre rapide et efficace des solutions d'ordonnancement.

Enfin, l'introduction aux réseaux de neurones, y compris les réseaux convolutifs et le transfert d'apprentissage, a ouvert la porte à l'utilisation de techniques de deep learning pour traiter des données plus complexes telles que les images médicales, qui peuvent être intégrées dans la planification globale des soins aux patients.

Chaque outil et méthode enseignés dans le cours ont donc été fondamentaux pour construire un système robuste et intelligent pour l'ordonnancement des lits d'hôpital et la gestion des patients, en permettant une utilisation plus efficace des ressources, une meilleure qualité des soins, et en fin de compte, une expérience patient améliorée.

- **H.ZGAYA : systèmes multi-agents** : L'optimisation des plannings dans les hôpitaux représente un défi de taille en raison de la complexité et de la multitude de contraintes et de variables impliquées. Les systèmes multi-agents (SMA) se présentent comme une solution prometteuse, offrant une plateforme dynamique pour l'ordonnancement et la gestion des ressources hospitalières en temps réel. Dans cette section du rapport, nous examinons la manière dont les SMA fonctionnent et leur potentiel pour améliorer la gestion des lits et des plannings des patients.

Un système multi-agents est constitué d'agents autonomes capables de fonctionner indépendamment de toute intervention humaine, tout en étant dotés de capacités sociales qui leur permettent de communiquer et de collaborer entre eux. Ils sont réactifs à leur environnement et proactifs dans la poursuite de leurs objectifs. Les agents sont programmés pour atteindre des buts spécifiques, en s'adaptant aux changements, en apprenant et en optimisant leurs décisions en fonction des interactions et des feedbacks de leur environnement.

Pour la gestion des lits d'hôpital, un SMA peut être conçu avec chaque lit représenté par un agent qui communique avec les agents représentant les patients et le personnel soignant pour déterminer les besoins et disponibilités. Ces agents négocient l'attribution des lits, planifient et ajustent les affectations en temps réel pour maximiser l'utilisation des ressources. Pour les patients, des agents-patients peuvent planifier des rendez-vous en tenant compte de la disponibilité des ressources et s'adapter aux changements imprévus.

L'implémentation d'un tel système nécessiterait la modélisation des agents, la définition de protocoles de communication, la conception de stratégies de négociation, des phases de simulation et de test avec des données réelles, suivies d'un déploiement dans un environnement réel avec un suivi continu.

En conclusion, l'utilisation des SMA dans le domaine hospitalier offre une grande flexibilité et adaptabilité. Leur capacité à gérer des informations distribuées et à prendre des décisions de manière autonome peut significativement améliorer l'efficacité de l'utilisation des lits et la coordination des plannings des patients. Ceci peut mener à une meilleure utilisation des ressources et accroître la satisfaction des patients ainsi que celle du personnel.

- **Xianiy Zheng : IoT** L'utilisation croissante de l'Internet des Objets (IoT)

offre des perspectives passionnantes dans un monde de plus en plus connecté, où la symbiose entre individus et objets redéfinit la manière dont nous interagissons avec notre environnement. Sous la tutelle de Monsieur Zhang, nous avons exploré les implications de l'IoT dans le secteur de la santé, notamment en mettant en lumière son rôle crucial dans le domaine de la santé mentale. Notre présentation finale a illustré de manière concrète l'application de l'IoT dans ce contexte, mettant en avant la nécessité impérieuse de sécuriser et de traiter les données de manière robuste avant leur transmission, garantissant ainsi leur intégrité et éventuellement facilitant la prise de décisions éclairées.

Dans le cadre du cours, nous avons acquis une compréhension approfondie des processus fondamentaux liés à la manipulation des données médicales. Cela inclut l'isolement et la préparation préliminaire des données pour les adapter à leur utilisation prévue, le nettoyage des données en amont de leur acheminement vers des systèmes informatiques et serveurs, ainsi que la gestion et l'exploitation des données dans les data centers et sur le cloud via des applications utilisateur dédiées.

Dans un exemple concret, nous avons exploré comment l'IoT pourrait être un outil puissant dans la détection des symptômes de dépression. À travers un dispositif tel qu'un bracelet intelligent, nous avons envisagé la collecte d'informations vitales, la transmission des données à un système informatique pour la constitution d'une base de données, et l'analyse approfondie des données utilisant des modèles prédictifs issus du machine learning.

L'IoT s'avère également être un acteur clé dans la gestion des urgences médicales, en particulier dans l'optimisation des lits d'aval hospitaliers. La surveillance en temps réel de la disponibilité des lits via des capteurs sans fil permet une répartition efficace des ressources et une réponse rapide aux situations critiques. Bien que la gestion des lits d'aval n'ait pas été explicitement couverte dans notre formation en IoT, notre équipe a conceptualisé une stratégie adaptant notre modèle d'ordonnancement existant à la régulation des lits dans les services d'urgence des hôpitaux.

En outre, le cours nous a également introduits aux systèmes experts, des outils informatiques capables de reproduire l'expertise humaine dans un domaine spécifique. Ces systèmes, basés sur des règles et des connaissances préalables, peuvent jouer un rôle significatif dans l'interprétation des données collectées par l'IoT, offrant ainsi des recommandations précieuses aux professionnels de la santé et améliorant les processus décisionnels. La combinaison de l'IoT et des systèmes experts représente une avancée prometteuse dans l'amélioration des soins de santé, démontrant le potentiel transformateur de ces technologies dans notre quotidien.

5.5.2 Ressentis sur les conférences :

Globalement, la plupart des conférences des intervenants extérieurs étaient intéressantes puisqu'ils ont bien présenté le domaine de la santé et l'usage des nouvelles technologies

et l'intelligence artificielle dans la gestion des services de soin. Néanmoins, nous préférons avoir plus de séances de cours de machine Learning avec monsieur Pascal YIM . En fait, les cours de machine Learning étaient très utiles vu que nous avons eu l'opportunité de voir de près la partie technique de la Data Science, en particulier, les algorithmes de classification et de prédiction