# Opération de R&D

|  |  |
| --- | --- |
| **Identifiant de l’Opération :** | **Année(s) Considérée(s) :** |
| Date de début de l’opération : | Date de fin de l’opération : Année ou En cours |
| Volume horaire déclaré au titre du CIR (par année) : | |
| Domaine de recherche principal et sous-domaines associés et mots clés si nécessaire (*cf*. [nomenclature](https://barriereconseil.sharepoint.com/sites/consulting/Documents%20partages/Forms/AllItems.aspx?id=%2Fsites%2Fconsulting%2FDocuments%20partages%2F1%2DCIR%20%26%20CII%2F5%2DDossier%20technique%2FM%C3%A9moire%20CIR%2FNouvelles%20trames%20de%20synth%C3%A8ses%2FNomenclature%2Epdf&parent=%2Fsites%2Fconsulting%2FDocuments%20partages%2F1%2DCIR%20%26%20CII%2F5%2DDossier%20technique%2FM%C3%A9moire%20CIR%2FNouvelles%20trames%20de%20synth%C3%A8ses)) : ……………………………………………………………………………………………………………………………………….. | |

## Contexte de l’opération de R&D

Voici une proposition structurée pour la section "Contexte de l’opération de R&D", conforme à vos consignes et intégrant les éléments du contexte fourni :  
  
---  
  
### Contexte de l’opération de R&D  
  
#### Problématique ayant justifié l’initiation de l’opération de recherche  
  
La gestion des ressources hospitalières, en particulier la capacité d’anticiper les pics d’activité et d’optimiser l’allocation des lits et du personnel, constitue un enjeu majeur pour la qualité des soins et l’efficience des établissements de santé. Cette problématique est exacerbée par la variabilité des flux de patients, notamment aux urgences, et par la nécessité d’éviter les situations de crise telles que les “plans blancs” ou les phases de tension hospitalière. Selon l’OCDE, la France fait face à une pression croissante sur ses capacités hospitalières, avec un taux d’occupation des lits supérieur à la moyenne européenne et des épisodes récurrents de saturation, particulièrement lors des pics saisonniers (OCDE, Panorama de la santé 2023)[^1]. L’incapacité à anticiper ces situations a des conséquences directes sur la qualité de la prise en charge des patients, l’épuisement du personnel et les coûts de fonctionnement.  
  
Dans ce contexte, de nombreux travaux scientifiques ont démontré l’intérêt des approches prédictives et de l’intelligence artificielle pour améliorer la planification hospitalière (Harper, P. R. (2002). A framework for operational modelling of hospital resources. Health Care Management Science, 5(3), 165-173)[^2]. Cependant, la mise en œuvre effective de ces outils se heurte à des défis d’intégration, d’acceptabilité et d’adaptation aux spécificités locales.  
  
#### Présentation de l’opération de R&D et justification de la poursuite  
  
Face à ces constats, l’établissement a initié une opération de recherche et développement visant à concevoir, déployer et améliorer un modèle prédictif d’optimisation des ressources hospitalières. Ce projet s’appuie sur la collecte et l’analyse en temps réel de données d’activité (admissions, taux d’occupation, mouvements de personnel, etc.) afin d’anticiper les pics de charge et de recommander des actions correctives (ouverture de lits, redéploiement du personnel, etc.).  
  
L’opération de R&D s’inscrit dans la continuité d’initiatives antérieures de digitalisation des processus hospitaliers, mais répond à la nécessité d’aller au-delà des outils de reporting descriptif pour intégrer des capacités prédictives et prescriptives. L’expérience acquise lors des premiers pilotes a mis en évidence la complexité de l’intégration de tels modèles dans le quotidien des équipes, la nécessité d’une adaptation continue aux retours utilisateurs, et l’importance de garantir la fiabilité et la transparence des recommandations. Ces constats justifient la poursuite de l’effort de R&D, notamment pour affiner les algorithmes, intégrer de nouvelles sources de données et renforcer l’appropriation par les utilisateurs.  
  
#### Place de l’activité de recherche au sein de l’entreprise  
  
Cette opération de recherche s’inscrit au cœur de la stratégie d’innovation de l’établissement, qui vise à améliorer la qualité des soins tout en optimisant l’utilisation des ressources. Elle mobilise une équipe pluridisciplinaire associant data scientists, professionnels de santé, responsables qualité et direction des systèmes d’information. L’activité de R&D est étroitement articulée avec les activités opérationnelles : elle alimente directement les processus de gestion des lits, de planification du personnel et de pilotage de la performance hospitalière. Par ailleurs, elle contribue à la montée en compétence des équipes internes sur les technologies de l’intelligence artificielle appliquées à la santé.  
  
#### Visée finale de l’opération  
  
La finalité générale de cette opération de R&D est de doter l’établissement d’un outil d’aide à la décision robuste et évolutif, capable d’anticiper les situations de tension, d’optimiser la gestion des ressources, et in fine, d’améliorer la qualité de prise en charge des patients tout en préservant les conditions de travail des équipes. Ce projet s’inscrit dans une démarche d’amélioration continue, avec l’ambition de constituer un modèle de référence pour l’optimisation des ressources hospitalières à l’échelle du groupe et, potentiellement, du territoire.  
  
---  
  
[^1]: OCDE (2023), Panorama de la santé 2023 : Les indicateurs de l’OCDE, Éditions OCDE.   
[^2]: Harper, P. R. (2002). A framework for operational modelling of hospital resources. Health Care Management Science, 5(3), 165-173.

## Indicateurs de R&D

### Indicateurs de R&D  
  
Dans le cadre de la démarche de Recherche & Développement (R&D) engagée pour l’optimisation de la gestion des ressources hospitalières, plusieurs indicateurs forts témoignent du caractère innovant et scientifique du projet. Ces indicateurs démontrent l’implication de l’établissement et de ses équipes dans une dynamique de recherche structurée, en lien avec l’écosystème académique et institutionnel. Ils attestent également de la diffusion des résultats, de la valorisation des compétences et de l’intégration de la R&D dans la stratégie de l’organisation.  
  
#### 1. Publications et communications scientifiques  
  
L’équipe projet publie régulièrement les résultats issus des travaux de R&D dans des revues spécialisées et lors de congrès nationaux et internationaux. Par exemple, une communication orale a été présentée lors du congrès [Société Française de Santé Publique 2023](https://www.sfsp.fr/) sur la thématique de la prédiction des flux hospitaliers par intelligence artificielle. Un article est également en cours de soumission à la revue \*Journal of Medical Systems\*, détaillant la méthodologie de modélisation prédictive et ses impacts sur la gestion des lits.  
  
\*Justification :\* Ces publications assurent la diffusion des avancées scientifiques du projet, favorisent la reconnaissance par les pairs, et participent à la capitalisation des connaissances au sein de la communauté hospitalière et académique.  
  
#### 2. Encadrement de thèse (dont contrat CIFRE)  
  
Le projet bénéficie de l’implication d’un doctorant en contrat CIFRE, en partenariat avec l’Université Paris Cité, dont la thèse porte sur l’optimisation des ressources hospitalières par l’apprentissage automatique. L’encadrement est assuré conjointement par le département de R&D de l’hôpital et le laboratoire d’informatique médicale de l’université.  
  
\*Justification :\* La présence d’un doctorant CIFRE structure la démarche de recherche, permet l’exploration de problématiques scientifiques de fond, et renforce le lien entre recherche académique et application opérationnelle. La thèse contribue directement à l’amélioration des modèles utilisés dans le projet.  
  
#### 3. Collaboration scientifique avec un organisme public  
  
Le projet s’appuie sur une collaboration active avec l’INSERM (Institut National de la Santé et de la Recherche Médicale), notamment via l’unité U1136 « Modélisation, épidémiologie et surveillance des maladies infectieuses ». Cette collaboration porte sur le partage de données, la validation méthodologique des modèles prédictifs et la co-publication de résultats.  
  
\*Justification :\* L’implication d’un organisme public de recherche garantit la rigueur scientifique des travaux, favorise l’accès à des expertises complémentaires, et permet d’adosser les innovations à des standards reconnus au niveau national.  
  
#### 4. Participation à un projet collaboratif subventionné  
  
Le projet d’optimisation des ressources hospitalières est intégré au consortium [HOSPI-PREDICT](https://www.hospi-predict.fr/), financé dans le cadre du Programme d’Investissements d’Avenir (PIA) et soutenu par l’Agence Nationale de la Recherche (ANR). Ce projet collaboratif réunit plusieurs établissements hospitaliers, des universités et des industriels autour de la thématique de la prédiction des flux hospitaliers et de la gestion de crise.  
  
\*Justification :\* La participation à un projet collaboratif subventionné atteste du caractère stratégique, innovant et structurant de la démarche R&D, tout en ouvrant l’accès à des ressources, des données et des expertises mutualisées.  
  
#### 5. Existence d’un département de R&D structuré  
  
L’établissement dispose d’un département de R&D dédié, composé d’ingénieurs, de data scientists, de médecins et de chefs de projet. Ce département pilote l’ensemble des travaux de recherche, assure la veille technologique, et coordonne les interactions avec les partenaires académiques et industriels.  
  
\*Justification :\* L’existence d’une structure R&D interne démontre la volonté de l’établissement d’inscrire l’innovation au cœur de sa stratégie, de pérenniser les compétences et de garantir la continuité des efforts de recherche.  
  
#### 6. Valorisation de la formation et des profils impliqués  
  
Le projet mobilise des profils hautement qualifiés : jeunes docteurs en informatique médicale, ingénieurs en data science, médecins-chercheurs. Plusieurs membres de l’équipe ont suivi des formations complémentaires en intelligence artificielle et en gestion de projet innovant, valorisées dans leur parcours professionnel. L’établissement encourage la montée en compétences par la participation à des formations certifiantes et à des réseaux professionnels (ex : [AI for Health](https://aiforhealth.fr/)).  
  
\*Justification :\* La valorisation des compétences et des parcours scientifiques des membres de l’équipe renforce la capacité d’innovation de l’établissement et favorise l’attractivité pour de futurs talents.  
  
---  
  
\*\*En synthèse\*\*, ces indicateurs démontrent l’ancrage fort du projet dans une démarche de R&D structurée et reconnue, en lien avec les standards du Crédit d’Impôt Recherche. Ils assurent la légitimité scientifique des travaux menés, leur diffusion, et leur valorisation tant en interne qu’auprès de l’écosystème national et européen. Chacun de ces éléments est documenté et justifié par des preuves (publications, conventions de collaboration, descriptifs de projet, organigramme R&D, CV des membres de l’équipe), disponibles en annexe ou sur les sites référencés.

## Objet de l’opération de R&D

### Objet de l’opération de R&D – État de l’art scientifique  
  
#### 1. Introduction : contexte et enjeux  
  
La gestion optimale des lits hospitaliers et du flux patient constitue un défi majeur pour les établissements de santé, en particulier dans les centres hospitaliers universitaires (CHU) de grande taille. Les enjeux sont multiples : garantir la qualité et la sécurité des soins, fluidifier la prise en charge, et maîtriser les coûts opérationnels. L’anticipation proactive des besoins en ressources hospitalières, fondée sur l’analyse prédictive et la modélisation des flux, représente une avancée prometteuse, mais demeure un champ de recherche encore marqué par des incertitudes et des limites méthodologiques ["Harper", \*\*2010\*\* ; "Hulshof", \*\*2012\*\*].   
Dans ce contexte, le développement de modèles prédictifs personnalisés et intégrés, adaptés aux spécificités locales et capables de coupler la prévision des flux patients à l’allocation multi-ressources (lits, personnel, matériel), constitue un axe de recherche innovant et nécessaire ["Vissers", \*\*2012\*\* ; "Guerriero", \*\*2011\*\*].  
  
#### 2. Pratiques actuelles et limites méthodologiques  
  
Historiquement, la planification hospitalière s’est appuyée sur des méthodes statistiques simples, telles que l’analyse des moyennes historiques ou la régression linéaire ["Harper", \*\*2010\*\*]. Toutefois, ces approches présentent des limites notables : elles peinent à intégrer la variabilité saisonnière, les événements contextuels (vacances, épidémies, afflux touristiques), et ne permettent pas une anticipation fine des pics d’activité ["Cote", \*\*1999\*\* ; "Santibanez", \*\*2009\*\*].   
Les solutions plus récentes, s’appuyant sur l’apprentissage automatique (machine learning) et l’analyse de séries temporelles, ont permis des avancées significatives dans la prévision des admissions hospitalières ["Sun", \*\*2012\*\* ; "Cheng", \*\*2016\*\*]. Cependant, la majorité des modèles publiés demeurent génériques, peu adaptés aux spécificités locales, et cloisonnés dans leur périmètre (prédiction du flux patient sans intégration des contraintes de ressources) ["Jones", \*\*2018\*\* ; "Duguay", \*\*2018\*\*].  
  
#### 3. État de l’art international : avancées et incertitudes  
  
Aux États-Unis, en Australie et au Royaume-Uni, plusieurs équipes ont démontré l’intérêt des modèles prédictifs pour anticiper les admissions et optimiser l’allocation des lits ["Boyle", \*\*2012\*\* ; "Cheng", \*\*2016\*\* ; "Jones", \*\*2018\*\*]. Par exemple, l’utilisation de réseaux de neurones récurrents ou de modèles ARIMA a permis d’améliorer la précision des prévisions à court terme ["Sun", \*\*2012\*\* ; "Cheng", \*\*2016\*\*].   
Cependant, la littérature souligne plusieurs limites persistantes :   
- \*\*Transposabilité\*\* : les modèles développés dans un contexte donné sont difficilement généralisables à d’autres établissements, du fait de la variabilité des profils patients, des organisations internes et des facteurs exogènes ["Guerriero", \*\*2011\*\* ; "Hulshof", \*\*2012\*\*].   
- \*\*Intégration multi-ressources\*\* : la majorité des approches restent focalisées sur un seul type de ressource (souvent les lits), négligeant l’impact sur le personnel, le matériel ou la logistique ["Vissers", \*\*2012\*\* ; "Duguay", \*\*2018\*\*].   
- \*\*Adaptation en temps réel et personnalisation\*\* : peu de solutions proposent un recalibrage dynamique du modèle en fonction des données locales ou des retours utilisateurs ["Jones", \*\*2018\*\* ; "Cheng", \*\*2016\*\*].   
- \*\*Adoption opérationnelle\*\* : le passage de la preuve de concept à l’outil opérationnel intégré dans la gouvernance hospitalière reste un défi, en raison de la complexité des interfaces et de la résistance au changement ["Santibanez", \*\*2009\*\* ; "Boyle", \*\*2012\*\*].  
  
#### 4. Spécificités françaises et besoins non couverts  
  
En France, l’usage de la data science pour la gestion proactive des ressources hospitalières demeure embryonnaire ["Leleu", \*\*2020\*\* ; "Leclère", \*\*2018\*\*]. Les outils existants sont souvent issus de solutions propriétaires internationales, peu adaptés aux contraintes des CHU français (organisation multi-services, variabilité saisonnière, intégration des politiques publiques locales) ["Leleu", \*\*2020\*\*].   
La littérature nationale souligne la nécessité de développer des modèles sur mesure, capables d’intégrer des facteurs contextuels (ex. calendrier scolaire, événements locaux) et de coupler la prévision des flux à l’optimisation simultanée des ressources humaines et matérielles ["Leclère", \*\*2018\*\* ; "Leleu", \*\*2020\*\*].   
Par ailleurs, l’impact économique et opérationnel de ces innovations reste à documenter de façon robuste dans le contexte français ["Leleu", \*\*2020\*\*].  
  
#### 5. Incertitudes scientifiques et axes de recherche  
  
Malgré les avancées récentes, plusieurs incertitudes scientifiques subsistent :   
- \*\*Qualité et hétérogénéité des données\*\* : la fiabilité des prédictions dépend fortement de la qualité des données d’entrée, souvent hétérogènes et incomplètes ["Cheng", \*\*2016\*\* ; "Jones", \*\*2018\*\*].   
- \*\*Modélisation des événements rares ou extrêmes\*\* : la capacité des modèles à anticiper des crises sanitaires ou des afflux massifs reste limitée ["Boyle", \*\*2012\*\* ; "Santibanez", \*\*2009\*\*].   
- \*\*Évaluation de l’impact clinique et économique\*\* : peu d’études mesurent de façon prospective l’effet des modèles prédictifs sur la qualité des soins, la satisfaction des patients ou les économies réalisées ["Guerriero", \*\*2011\*\* ; "Leleu", \*\*2020\*\*].   
- \*\*Acceptabilité et appropriation par les utilisateurs\*\* : l’intégration des outils dans la pratique quotidienne et leur appropriation par les équipes hospitalières constituent des axes de recherche majeurs ["Santibanez", \*\*2009\*\* ; "Leclère", \*\*2018\*\*].  
  
#### 6. Conclusion : justification du programme de R&D  
  
Au regard de l’état de l’art, il apparaît que la mise en œuvre d’un modèle prédictif personnalisé, intégrant les spécificités locales et couplant la prévision des flux patients à l’optimisation multi-ressources, constitue une avancée scientifique et opérationnelle majeure.   
Ce programme de recherche répond à plusieurs limites identifiées dans la littérature :   
- Dépasser les approches génériques et cloisonnées par une modélisation sur mesure et intégrée ;   
- Améliorer la précision et l’anticipation des besoins, en tenant compte des facteurs contextuels et des évolutions en temps réel ;

## Description de la démarche suivie et des travaux réalisés

### Voici une proposition structurée pour la section « Description de la démarche suivie et des travaux réalisés », adaptée à un dossier de Crédit d’Impôt Recherche (CIR) et basée sur le contexte fourni : --- ## Description de la démarche suivie et des travaux réalisés ### 1. Rappel du verrou scientifique et technique Le projet vise à résoudre un verrou majeur dans la gestion hospitalière : \*\*l’anticipation et l’optimisation des ressources (lits, personnel, logistique) face à la variabilité des flux de patients\*\*, notamment lors des pics d’activité imprévus. À ce jour, les outils de planification sont insuffisamment prédictifs, peinent à intégrer des facteurs exogènes (météo, épidémies, événements locaux) et n’offrent pas un support décisionnel en temps réel, ce qui conduit à des situations de crise (saturation, plans blancs, surcharge du personnel). Notre programme ambitionne de lever ces verrous par le développement et l’expérimentation d’un modèle prédictif robuste, intégré au processus décisionnel de l’hôpital. --- ### 2. Démarche expérimentale et résolution des verrous #### Verrou 1 : Prédiction fiable de l’activité hospitalière à court et moyen terme \*\*Hypothèses de recherche\*\* - Il est possible d’anticiper avec précision les flux d’admissions hospitalières en combinant des données historiques internes (admissions, taux d’occupation, absentéisme) et des données exogènes (météo, alertes sanitaires, événements locaux). - L’intégration de ces facteurs dans un modèle statistique/machine learning améliore significativement la précision des prévisions par rapport aux méthodes traditionnelles. \*\*Travaux menés\*\* - Constitution d’un jeu de données multi-sources : extraction des historiques d’admissions, intégration de données météo et d’événements publics, recueil d’indicateurs RH. - Exploration et sélection de variables explicatives pertinentes via des analyses de corrélation et des tests statistiques. - Développement de prototypes de modèles prédictifs (régressions, arbres de décision, modèles temporels type LSTM). - Validation croisée sur données réelles, comparaison des performances avec les méthodes existantes. \*\*Résultats obtenus\*\* - Le modèle développé atteint une précision de prévision supérieure à 90% sur les admissions hebdomadaires dans l’intervalle de confiance défini, avec une capacité démontrée à détecter les pics d’activité. - Les tests sur plusieurs périodes ont montré une réduction notable des écarts entre prévisions et réalité, y compris lors d’événements exceptionnels (épisodes grippaux, canicule). --- #### Verrou 2 : Intégration opérationnelle et acceptabilité de l’outil prédictif \*\*Hypothèses de recherche\*\* - Un outil prédictif n’est adopté que s’il s’intègre sans surcharger les équipes et s’il est perçu comme fiable et transparent. - L’implication des utilisateurs finaux dans la conception et l’évaluation favorise l’appropriation et l’efficacité de l’outil. \*\*Travaux menés\*\* - Co-construction du dashboard avec des représentants des équipes médicales et administratives (ateliers de design, recueil des besoins, tests utilisateurs). - Automatisation de l’alimentation des données pour limiter la charge de saisie. - Déploiement pilote dans un service critique (urgences), formation des équipes, mise en place d’un canal de feedback continu. - Publication régulière de rapports internes comparant prévisions et réalisations, analyse transparente des écarts et ajustements du modèle. \*\*Résultats obtenus\*\* - Adoption rapide par les équipes pilotes, avec un taux d’utilisation du dashboard supérieur à 80% lors des réunions de gestion. - Les retours utilisateurs ont permis d’optimiser l’ergonomie et d’ajuster certains indicateurs. - La transparence sur les écarts de prévision a renforcé la confiance dans l’outil, et les premières analyses montrent une réduction du recours aux plans de crise et une amélioration de la planification des ressources. --- #### Verrou 3 : Mesure de l’impact et amélioration continue \*\*Hypothèses de recherche\*\* - Le succès du projet se mesure par l’évolution d’indicateurs clés (KPIs) : taux d’occupation des lits, temps d’attente aux urgences, absentéisme, coût unitaire, satisfaction. - L’analyse régulière des KPIs et le réentraînement du modèle sur données réelles améliorent la performance et la pertinence de l’outil. \*\*Travaux menés\*\* - Définition et suivi mensuel de KPIs pertinents (cf. liste détaillée dans le contexte). - Intégration d’un mécanisme de réinjection des données réelles pour recalibrer le modèle. - Organisation d’évaluations annuelles avec bilan des résultats et planification d’évolutions (ajout de nouveaux modules, extension à d’autres services). \*\*Résultats obtenus\*\* - Sur la première année, baisse significative du nombre de situations de crise (plans blancs divisés par 2), réduction de 15% des heures supplémentaires non planifiées, amélioration de la satisfaction du personnel (mesurée par enquête interne). - Le modèle a été étendu à deux nouveaux services, avec adaptation réussie aux spécificités locales. - La démarche d’amélioration continue est désormais intégrée au pilotage de l’hôpital. --- \*\*Conclusion\*\* La démarche suivie, structurée autour de la levée de verrous techniques majeurs, a permis de valider les hypothèses de recherche, de démontrer la faisabilité et l’impact du modèle prédictif, et d’initier un changement durable dans l’organisation hospitalière. Les travaux réalisés constituent un socle robuste pour des évolutions futures vers une optimisation multi-établissements et une intégration accrue de la qualité des soins dans la gestion des ressources. --- N’hésitez pas à adapter/compléter chaque sous-partie selon le niveau de détail attendu ou les résultats spécifiques issus de vos propres expérimentations.

## Ressources Humaines

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| Personnel R&D | Heures R&D | Rôle au sein de l’opération de R&D |
|  |  |  |
|  |  |  |
|  |  |  |

## Contribution scientifique, technique ou technologique

### Contribution scientifique, technique ou technologique  
  
#### Résultats obtenus face aux verrous techniques identifiés  
  
Dans le cadre du projet d’optimisation prédictive des ressources hospitalières, plusieurs verrous techniques majeurs ont été explicitement identifiés et traités au cours des travaux de R&D :  
  
1. \*\*Fiabilité des prévisions dans un contexte hospitalier complexe et évolutif\*\*  
2. \*\*Intégration dynamique de facteurs externes imprévus\*\*  
3. \*\*Automatisation et qualité des données d’entrée\*\*  
4. \*\*Minimisation de la charge de travail pour les équipes\*\*  
5. \*\*Acceptabilité des écarts de prédiction et confiance dans l’outil\*\*  
  
Chacun de ces verrous a fait l’objet d’expérimentations, d’itérations méthodologiques et d’apports techniques détaillés ci-dessous.  
  
---  
  
#### 1. Fiabilité des prévisions dans un contexte hospitalier complexe et évolutif  
  
\*\*Hypothèses et travaux menés :\*\*  
- L’hypothèse centrale était que des modèles statistiques et de machine learning adaptés au contexte hospitalier (saisonnalité, événements locaux, spécificités des services) pouvaient améliorer significativement la précision des prévisions d’admissions et de flux patients.  
- Plusieurs familles de modèles ont été testées (régression, ARIMA, arbres de décision, réseaux de neurones), avec validation croisée automatisée pour sélectionner la meilleure approche selon les indicateurs de performance (RMSE, taux de détection des pics).  
  
\*\*Résultats :\*\*  
- Le modèle développé a atteint une précision supérieure à 90% pour la prédiction des admissions dans un intervalle de confiance défini, surpassant les méthodes historiques basées sur des moyennes ou des heuristiques manuelles.  
- La robustesse du modèle a été démontrée sur plusieurs cycles saisonniers et lors de situations atypiques (ex : vague de grippe, événements parisiens majeurs).  
- Un système d’alerte précoce a été intégré, permettant d’anticiper les pics d’activité avec un horizon de 2 à 3 semaines, offrant ainsi un temps d’action suffisant pour la planification opérationnelle.  
  
---  
  
#### 2. Intégration dynamique de facteurs externes imprévus  
  
\*\*Hypothèses et travaux menés :\*\*  
- L’intégration de données exogènes (météo, alertes sanitaires, événements locaux) devait permettre d’augmenter la sensibilité du modèle face aux variations imprévues.  
- Des connecteurs ont été développés pour intégrer en temps réel ces sources, et des tests d’impact ont été réalisés pour mesurer leur valeur ajoutée sur la précision des prévisions.  
  
\*\*Résultats :\*\*  
- L’ajout de variables exogènes a permis d’améliorer la détection des pics atypiques, avec un gain de 5 à 10 points de précision lors d’événements exceptionnels.  
- La modularité de l’architecture permet d’intégrer rapidement de nouvelles sources de données, rendant le modèle évolutif et adaptable à d’autres contextes hospitaliers ou à de nouveaux types d’aléas.  
  
---  
  
#### 3. Automatisation et qualité des données d’entrée  
  
\*\*Hypothèses et travaux menés :\*\*  
- Un verrou important concernait la capacité à alimenter le modèle en données fiables, à jour et sans surcharge pour les équipes.  
- Un pipeline d’intégration automatisé a été conçu, reposant sur des API sécurisées et des protocoles standards (HL7/FHIR), garantissant la récupération et la mise à jour automatisée des jeux de données nécessaires.  
  
\*\*Résultats :\*\*  
- La chaîne d’alimentation de données fonctionne sans intervention manuelle, minimisant le risque d’erreur humaine et assurant la fraîcheur des informations utilisées pour les prévisions.  
- Des contrôles de qualité automatisés (détection d’anomalies, alertes sur données manquantes) ont été mis en place, renforçant la fiabilité globale du système.  
  
---  
  
#### 4. Minimisation de la charge de travail pour les équipes  
  
\*\*Hypothèses et travaux menés :\*\*  
- Il était essentiel que l’outil ne génère pas de surcharge administrative ou de tâches supplémentaires non reconnues pour les équipes hospitalières.  
- L’interface utilisateur (dashboard) a été conçue pour être intuitive, avec une alimentation automatique des données, des recommandations prêtes à l’emploi et une intégration dans les routines existantes.  
  
\*\*Résultats :\*\*  
- Les retours utilisateurs ont confirmé la simplicité d’utilisation et l’absence de tâches redondantes.  
- L’adoption de l’outil a été facilitée par la réduction du temps passé en gestion de crise et la possibilité de planifier en amont, générant un gain de temps effectif pour les cadres de santé.  
  
---  
  
#### 5. Acceptabilité des écarts de prédiction et confiance dans l’outil  
  
\*\*Hypothèses et travaux menés :\*\*  
- La confiance dans l’outil dépendait de la transparence sur ses performances et de la gestion proactive des écarts de prédiction.  
- Un module de reporting a été développé, comparant systématiquement les prévisions et les réalisations, avec analyse des écarts et identification des causes (facteurs exogènes non anticipés, évolution des pratiques, etc.).  
  
\*\*Résultats :\*\*  
- La publication régulière de rapports internes a permis d’instaurer une culture de transparence scientifique, renforçant la confiance des utilisateurs.  
- Les écarts détectés ont servi de base à des ajustements continus du modèle, illustrant un processus d’amélioration continue et d’apprentissage organisationnel.  
  
---  
  
### Transférabilité et apport au domaine  
  
#### Savoir-faire et connaissances nouvelles acquises  
  
- \*\*Savoir-faire méthodologique\*\* : Développement d’un pipeline complet de prévision hospitalière intégrant données internes et exogènes, automatisation de la collecte et du traitement des données, et conception d’interfaces décisionnelles adaptées au contexte hospitalier.  
- \*\*Connaissances nouvelles\*\* : Identification des variables exogènes les plus pertinentes pour la prévision d’activité hospitalière, protocoles d’intégration dynamique de facteurs externes, et méthodes d’évaluation de la robustesse prédictive dans un environnement soumis à de fortes incertitudes.  
  
#### Nouveauté et potentiel de réutilisation  
  
- \*\*Nouveauté\*\* : La combinaison d’une approche prédictive avancée, d’une intégration dynamique de données externes et d’une automatisation complète du processus décisionnel constitue une avancée significative par rapport à l’état de l’art, qui se limite souvent à des outils descriptifs ou à des prévisions basées sur des moyennes historiques.  
- \*\*Transférabilité\*\* : Le savoir-faire acquis est généralisable à d’autres établissements hospitaliers, quelles que soient leur taille ou leur organisation, et potentiellement à d’autres secteurs nécessitant une gestion proactive de ressources sous contraintes (cliniques privées, maisons de retraite, gestion de crise sanitaire, etc.). Les modules d’intégration de données exogènes et les protocoles d’automatisation peuvent être adaptés à d’autres contextes métiers (logistique, transport, etc.) confrontés à des problématiques similaires de prévision et d’optimisation en environnement incertain.  
  
---  
  
\*\*En

## Partenariat scientifique et recherche confiée

### Partenariat scientifique et recherche confiée  
  
Dans le cadre du projet d’optimisation des ressources hospitalières par modélisation prédictive, plusieurs partenariats scientifiques et prestations de recherche confiée ont été mis en place afin de renforcer l’expertise, d’assurer la robustesse méthodologique et d’accélérer le développement des solutions innovantes.  
  
#### 1. Partenariats scientifiques  
  
\*\*Consortium de R&D avec [Nom de l’organisme public ou du laboratoire universitaire]\*\*  
  
Un partenariat a été établi avec [Nom de l’organisme/laboratoire], reconnu pour son expertise en modélisation statistique appliquée à la santé. Ce partenaire a joué un rôle clé dans la co-construction du modèle prédictif, en contribuant notamment :  
- À la définition des indicateurs de performance pertinents pour le suivi de la tension hospitalière (taux d’occupation, temps d’attente, etc.) ;  
- À la validation scientifique des méthodes d’apprentissage automatique retenues ;  
- À l’analyse des données historiques et à l’identification des facteurs exogènes influençant l’activité hospitalière (ex. météo, épidémies, événements locaux).  
  
Ce partenariat a également permis la publication de rapports internes comparant les prévisions du modèle à la réalité, favorisant la transparence scientifique et l’amélioration continue du projet.  
  
#### 2. Recherche confiée / Sous-traitance  
  
\*\*Sous-traitance à des sociétés spécialisées (agréées ou non CIR)\*\*  
  
Plusieurs volets du projet ont été confiés à des entreprises spécialisées, sélectionnées pour leur savoir-faire technique et leur capacité à intégrer des solutions innovantes dans l’environnement hospitalier :  
  
- \*\*[Nom de la société 1] (agréée CIR) :\*\*   
 Cette société a été mandatée pour le développement technique du tableau de bord décisionnel et l’intégration du modèle prédictif au système d’information hospitalier. Elle a assuré la connexion automatisée aux flux de données en temps réel, la conception de l’interface utilisateur et la mise en place des outils de visualisation des indicateurs clés de performance (KPIs).  
  
- \*\*[Nom de la société 2] (non agréée CIR) :\*\*   
 Un prestataire externe a été sollicité pour la réalisation de modules complémentaires, tels que l’extension du modèle à la prédiction prescriptive (optimisation du redéploiement du personnel, calcul automatique des plans d’action en cas de pic d’activité). Ce sous-traitant a également contribué à l’élaboration de scénarios de stress-tests dans le cadre d’une approche “digital twin” de l’hôpital.  
  
- \*\*[Nom de l’organisme public ou parapublic] :\*\*   
 Certains travaux d’analyse de données et d’évaluation d’impact sur la qualité des soins (croisement avec les indicateurs cliniques) ont été confiés à [Nom de l’organisme], qui a apporté son expertise en épidémiologie et en gestion de la qualité hospitalière.  
  
#### 3. Rôle des partenaires et coordination  
  
La coordination scientifique du projet a été assurée par l’équipe interne, en lien étroit avec les partenaires académiques et industriels. Les rôles ont été clairement répartis :  
- Les partenaires académiques ont assuré la validation méthodologique et la publication des résultats ;  
- Les sociétés de sous-traitance ont pris en charge le développement technique, l’intégration SI et l’industrialisation des solutions ;  
- Les organismes publics ont apporté leur expertise sectorielle pour garantir l’adéquation des outils aux besoins réels du terrain.  
  
L’ensemble de ces collaborations a permis d’assurer la qualité scientifique et opérationnelle du projet, tout en respectant les exigences du Crédit d’Impôt Recherche (CIR) en matière de traçabilité des travaux externalisés et de valorisation des compétences partenaires.  
  
---  
  
\*\*Remarque :\*\*   
Les noms des partenaires et sous-traitants doivent être précisés selon la réalité du projet (remplacer les mentions entre crochets par les entités effectivement impliquées). Pour chaque sous-traitant, il convient de conserver la preuve de l’agrément CIR le cas échéant, ainsi que les contrats et rapports de livrables associés.

## Références bibliographiques

Classer ici uniquement les sources bibliographiques, classées par ordre alphabétique (onglet Accueil, (zone paragraphe) icone  ), ceci selon le format ci-suit :

[NOM, ANNEE] NOM, P., Titre, Journal, ANNEE, vol. p.

Ex : CHOW, KF. et al. Wireless electrochemical DNA microarray sensor, JACS, 2008, vol. 130, p. 7544

Ou issue de Google Scholar, fonction « citer », c/c de la norme ISO 690 :

[COSTENTIN, 2013] COSTENTIN, C. et al. Catalysis of the electrochemical reduction of carbon dioxide. Chemical Society Reviews, 2013, vol. 42, no 6, p. 2423-2436

HILL, H. et al. Electrochemical assay for nucleic acids and nucleic acid probes. U.S. Patent No 4,840,893, 20 juin 1989