

1. Analyse détaillée des enjeux et risques

1.1. Défis actuels en gestion hospitalière

L'Hôpital Pitié-Salpêtrière fait face à des défis majeurs de gestion communs aux grands centres hospitaliers. Les pics d'activité, souvent imprévisibles, mettent en tension les services et révèlent plusieurs problèmes récurrents :

- **Saturation des urgences en période de pointe** – En hiver notamment (épidémies de grippe, bronchiolites), les urgences peuvent être saturées au-delà de leur capacité normale. Par exemple, début 2025, 85 % des hôpitaux français déclaraient un état de “tension” et 37 % ont dû activer un *plan blanc* en urgence face à l'afflux de patients. La première cause citée de cette crise était la saturation des lits d'hospitalisation disponibles (pour 90 % des établissements interrogés), illustrant le manque de capacité en aval des urgences. ([revolutionpermanente.fr](https://www.revolutionpermanente.fr))
- **Manque de personnel disponible** – Lors des pics d'admissions ou pendant les périodes de congés, les effectifs médicaux et soignants sont insuffisants pour absorber la surcharge de travail. Ce sous-effectif entraîne une fatigue accrue du personnel et un risque d'erreurs ou de baisse de qualité des soins en période critique.
- **Ruptures de stocks de matériel** – Une demande exceptionnellement forte (épidémies, accidents majeurs) peut épuiser les réserves de médicaments ou d'équipements essentiels. Par exemple, les vagues épidémiques de Covid-19 ont démontré les difficultés d'approvisionnement en matériels de protection et respirateurs lorsque tous les hôpitaux sollicitent les mêmes ressources en même temps.

Ces enjeux actuels soulignent l'importance d'anticiper : aujourd'hui, l'hôpital réagit souvent en mode « crise » (déprogrammation de soins non-urgents, rappel de personnels, déclenchement de plans d'urgence) plutôt qu'en prévention. Les conséquences se mesurent en délais de prise en charge allongés et en incidents graves pour les patients. En effet, l'incapacité à faire face à un afflux massif peut entraîner des situations dramatiques (patients en attente prolongée d'un lit, soins intensifs débordés, etc.), mettant en danger la sécurité des soins. Chaque hiver reproduit un scénario difficile, ce qui rend crucial la mise en place d'outils pour mieux prévoir et lisser ces pics d'activité.

1.2 Risques liés à la mise en œuvre du projet

Si l'optimisation des ressources par la donnée est prometteuse, la conduite d'un tel projet comporte des risques et obstacles à évaluer :

- **Qualité et disponibilité des données** : La fiabilité du modèle dépend de données historiques précises. Or les données hospitalières sont souvent siloïsées entre services, avec des formats hétérogènes et une qualité variable (données manquantes ou erronées). Un projet *data* doit prévoir un important travail de consolidation et de nettoyage des données pour éviter des prédictions biaisées carmatec.com.
- **Résistance au changement** : L'adoption d'outils prédictifs peut susciter des réticences parmi le personnel. Par manque de familiarité avec ces technologies ou crainte d'une remise en question de leur expertise, certains soignants pourraient ne pas faire confiance aux recommandations du modèle. *Malgré son potentiel, la mise en œuvre de l'analyse prédictive dans la santé se heurte souvent à la résistance du personnel soignant au changement* . Une stratégie d'accompagnement au changement est donc indispensable (voir section Recommandations).
- **Contraintes réglementaires et éthiques** : Les données de santé sont sensibles, protégées par le RGPD et le secret médical. Bien que notre projet utilise des données fictives, toute extension à des données réelles devra assurer la confidentialité et la conformité légale. Le non-respect de ces règles serait un risque juridique et d'image (perte de confiance des patients). Il faut intégrer la sécurité des données dès la conception.
- **Limites techniques et financières** : Le développement d'un modèle prédictif et d'un tableau de bord requiert des ressources en temps, en compétences et possiblement en infrastructure (serveurs, logiciels). Un risque est de sous-estimer l'effort nécessaire (coût d'implémentation, formation du personnel, maintenance du système). De plus, un modèle prédictif n'est jamais infallible : des prévisions erronées pourraient conduire à de mauvaises décisions (par exemple, mobiliser du personnel pour un pic d'activité qui n'a finalement pas lieu, ou inversement). Il convient donc de tester soigneusement le modèle et de l'utiliser comme aide à la décision, et non comme une vérité absolue.

En résumé, la réussite du projet dépendra de la gestion proactive de ces risques : assurer une bonne gouvernance des données, impliquer les utilisateurs finaux dès le départ, respecter le cadre légal, et garder à l'esprit les limites du modèle. Ces

précautions permettront de maximiser les chances d'une adoption réussie et d'un impact positif.

1.3 Impact des variations d'admissions sur les ressources

Les fluctuations importantes du nombre d'admissions exercent un impact direct sur l'utilisation des ressources de l'hôpital. Quand les admissions augmentent brusquement, tous les maillons de la chaîne hospitalière sont sollicités : lits d'hospitalisation, personnel soignant, équipements médicaux, etc. À l'inverse, en période creuse, certaines ressources peuvent se retrouver en sous-utilisation. Analyser ces variations est crucial pour ajuster le dimensionnement des ressources.

D'après les données simulées basées sur l'activité de la Pitié-Salpêtrière, on observe un schéma saisonnier marqué. Un exemple illustratif est présenté ci-dessous, comparant une semaine type de basse activité (été) et une semaine de pic hivernal :

Exemple illustratif – Comparaison entre une période creuse et une période de pic d'activité :

Scénario d'activité	Admissions quotidiennes (moyenne)	Taux d'occupation des lits	Temps d'attente moyen aux urgences
Période creuse (été)	~120 patients/jour	~75 %	~1 heure
Période de pic (hiver)	~180 patients/jour (+50 %)	~95–100 %	3–4 heures

Dans cet exemple, un pic hivernal de +50 % d'admissions par rapport à la normale mène à un taux d'occupation des lits proche de 100 % (contre ~75 % en temps calme) et allonge considérablement le temps d'attente moyen aux urgences (jusqu'à 3-4 heures, au lieu d'environ 1 heure habituellement). Ces chiffres illustrent comment les pics d'activité épuisent les capacités : les lits disponibles deviennent rares, obligeant parfois à installer des patients sur des brancards faute de place. Le personnel doit prendre en charge beaucoup plus de patients par infirmier/médecin, ce qui accroît la fatigue et le risque d'erreurs.

À l'échelle de l'hôpital, les répercussions s'étendent au-delà des urgences : difficultés à trouver des lits en service d'hospitalisation (d'où des patients qui stagnent aux urgences), tensions sur les services de réanimation et sur les unités de soins intensifs en cas de pics graves, pénuries de matériel (par exemple, pompes à perfusion toutes

utilisées, oxygène consommé plus vite que le réapprovisionnement). Chaque service en cascade subit l'engorgement.

Ces variations d'activité non anticipées entraînent également des coûts élevés : rappel en urgence de personnels en congé ou en repos (heures supplémentaires majorées), location ou achat en dernière minute de matériel ou de lits d'appoint, voire transfert de patients vers d'autres hôpitaux. À l'inverse, en période creuse, un sureffectif non ajusté se traduit par du personnel inutilisé et du matériel immobilisé inutilement, donc un gaspillage de ressources budgétaires.

→ Enjeu stratégique : Mieux anticiper ces fluctuations permettrait d'ajuster *en amont* les ressources (ouvrir temporairement des lits, moduler les effectifs, gérer les stocks) pour éviter les engorgements ou le gaspillage. L'hôpital gagnerait en réactivité face aux pics prévisibles (par exemple saisonniers) comme aux événements exceptionnels (épidémie, canicule, afflux massif de blessés), limitant ainsi l'impact négatif sur la qualité des soins et les finances. C'est tout l'objectif du projet d'optimisation par la donnée que nous analysons ici.

2. Méthodes analytiques et outils technologiques

2.1 Modélisation prédictive et analyse des données

Pour répondre à ces enjeux, le projet s'est appuyé sur une approche analytique avancée combinant statistique descriptive, visualisation de données et modélisation prédictive. La première étape a consisté à analyser les tendances d'admission à partir du jeu de données synthétique reproduisant l'activité de la Pitié-Salpêtrière. Des techniques d'analyse exploratoire de données (AED) et de datavisualisation ont permis d'identifier les périodes critiques (par ex. hausses saisonnières en hiver, baisse en été) et de quantifier les corrélations entre admissions et certaines variables (jours de la semaine, saison, événements exceptionnels simulés). Cette analyse initiale a confirmé la nature cyclique des pics et creux d'activité, validant l'intérêt d'un modèle prédictif.

Techniques de modélisation prédictive utilisées : nous avons développé et testé plusieurs modèles afin d'anticiper les admissions futures et les besoins en ressources associés. Parmi ces techniques, on peut citer :

- Des modèles de séries temporelles (ex. lissage exponentiel ou ARIMA) pour capturer les tendances hebdomadaires, mensuelles et annuelles à partir des données historiques simulées.
- Des algorithmes de machine learning supervisé (régression) exploitant un ensemble de variables explicatives : date (pour effets calendrier), météo (ex. température canicule), indicateurs épidémiques, etc. Un réseau de neurones ou

une forêt d'arbres décisionnels peuvent, par exemple, être entraînés sur les données synthétiques afin de détecter des motifs non linéaires annonciateurs de pics d'admission.

- Des modèles de classification ont également été envisagés pour identifier précocement les jours à *risque de surcharge* (étiquetés par exemple comme "rouge" si les admissions dépassent un seuil critique).

Chaque modèle a été évalué selon sa précision prédictive sur des données de test (générées de façon distincte pour la validation). Le modèle retenu combine une approche statistique (pour la saisonnalité régulière) et un algorithme d'apprentissage automatique pour intégrer des facteurs externes. Résultat : le modèle final est capable de prévoir avec une précision satisfaisante les admissions quotidiennes à un horizon de quelques semaines, anticipant notamment les pics hivernaux majeurs avec un taux de réussite élevé. Ainsi, les périodes d'afflux de patients peuvent être prévues à l'avance, ce qui permet de mieux gérer les ressources en personnel et en lits disponibles

Les erreurs de prévision restent dans une marge gérable (par ex. une marge d'erreur de l'ordre de $\pm 10\%$ sur le nombre d'admissions hebdomadaires), ce qui est jugé acceptable pour orienter la prise de décision.

En plus de la prévision des admissions, le modèle intègre un module de recommandation qui traduit les prévisions en besoins concrets : par exemple, « *Semaine du 10 janvier : pic d'activité prévu – recommander l'ouverture de 15 lits supplémentaires et l'appel de 5 infirmiers intérimaires* ». Ce module de règles décisionnelles, basées sur les résultats du modèle, aide à relier la prédiction statistique aux actions opérationnelles à entreprendre.

2.2 Outils technologiques utilisés (Big Data, Machine Learning, Dashboard)

Le projet a mobilisé une **stack technologique** moderne, adaptée au traitement de données massives de santé et à la production d'un outil utilisable par les décideurs hospitaliers :

- **Big Data & infrastructure** : Bien que les données générées soient synthétiques, leur volume (plusieurs années d'admissions quotidiennes, enrichies de nombreuses variables) et leur vélocité (pour une utilisation future en temps réel) ont nécessité des outils robustes. Nous avons utilisé des technologies de gestion de données performantes (ex. un entrepôt de données relationnel optimisé, et des bibliothèques Python telles que Pandas pour manipuler les données efficacement en mémoire). Pour des scénarios à plus grande échelle ou en temps réel, l'architecture pourrait s'appuyer sur des systèmes Big Data

(framework Hadoop/Spark, bases NoSQL) afin d'ingérer des flux de données en continu (comme les admissions en temps réel, données météo, etc.).

- **Algorithmes de Machine Learning** : Le cœur analytique est développé en Python avec des bibliothèques de référence (telles que scikit-learn pour les modèles de régression/arbre, statsmodels pour les modèles ARIMA, et TensorFlow/Keras pour d'éventuels réseaux de neurones). Ces outils permettent de former, tester et affiner rapidement les modèles. Par exemple, la validation croisée a été automatisée pour comparer plusieurs algorithmes prédictifs et sélectionner le meilleur en termes de RMSE (Root Mean Square Error) sur les prédictions d'admissions. L'avantage de ces outils est leur large utilisation dans le domaine, et la possibilité de les optimiser sur du matériel GPU/CPU pour gagner en rapidité.
- **Tableau de bord interactif** : Un dashboard a été conçu pour rendre les résultats du modèle accessibles et compréhensibles aux responsables de l'hôpital. Développé sous forme d'application web interactive (en utilisant par exemple le framework Dash/Plotly ou un outil de BI comme Power BI/Tableau), ce tableau de bord offre plusieurs vues :
 - une visualisation du flux d'admissions (historique vs. prévisions) sous forme de courbes et de graphiques interactifs,
 - un état des ressources disponibles (taux d'occupation actuel des lits, personnels présents, stock critique) avec des indicateurs en temps réel connectés aux systèmes de l'hôpital,
 - des alertes prédictives signalant les périodes futures à risque (code couleur, notifications),
 - et un module de simulation où l'on peut tester des scénarios (*et si une épidémie survenait en mars ? et si 10 % du personnel était absent ?*) pour voir l'impact sur les indicateurs. L'interface est pensée pour être *conviviale* : des graphiques clairs, des codes couleurs, la possibilité de filtrer par service (urgences, cardiologie, etc.) et de zoomer sur certaines périodes. Cet outil visuel aide la direction et les cadres de santé à piloter proactivement : par exemple, si le modèle prédit un pic dans 15 jours, le dashboard l'indique et suggère des mesures (affichage d'un bandeau « Prévoir +20 % d'admissions – recommandation : activer une unité supplémentaire »).

- **Intégration SI et respect de la confidentialité** : Le prototype a été développé comme un MVP autonome, mais il est conçu pour s'intégrer aux systèmes d'information hospitaliers existants. L'alimentation en données pourrait se faire via des API sécurisées reliées au logiciel de gestion des admissions ou aux données nationales (p. ex. Surveillance épidémiologique). Une attention particulière a été portée à la sécurité : authentification des utilisateurs du dashboard, chiffrement des données sensibles, et conformité aux standards d'interopérabilité en santé (HL7/FHIR) pour une intégration facilitée.

En somme, le projet combine les capacités du Big Data (traiter un grand volume de données hospitalières), l'intelligence du Machine Learning (modèles prédictifs apprenant des tendances passées) et une interface décisionnelle (dashboard) pour matérialiser les analyses. Cette synergie technologique permet de passer de la donnée brute à une décision éclairée sur le terrain, en temps quasi-réel.

2.3 Comparaison avec les solutions existantes et avantages du modèle développé

Avant ce projet, la gestion des ressources à la Pitié-Salpêtrière (comme dans beaucoup d'hôpitaux) reposait sur des méthodes traditionnelles et parfois *réactives*. Typiquement, la prévision d'activité se faisait à partir de l'expérience des responsables et de quelques indicateurs (moyennes mensuelles des années passées, feeling des chefs de service). En cas d'alerte (par ex. annonce d'une épidémie de grippe par Santé Publique France), des réunions de crise étaient organisées pour décider d'ouvertures de lits ou de renforts ponctuels. Cependant, cette approche manuelle montre ses limites : elle anticipe peu finement les fluctuations et conduit souvent à agir une fois la saturation atteinte (d'où le recours fréquent aux *plans blancs* en dernière minute).

Des solutions existantes sur le marché commencent à émerger pour optimiser ces processus, par exemple des logiciels de gestion de lits ou de personnel qui intègrent des modules prédictifs basiques. Néanmoins, beaucoup de ces outils se contentent d'une surveillance en temps réel (indiquant l'état actuel des lits, etc.) sans réelle capacité prédictive avancée. D'autres hôpitaux dans le monde ont expérimenté l'IA pour la gestion des lits et du flux patient : aux États-Unis ou en Australie, certains ont déployé des algorithmes pour prévoir les admissions et optimiser l'allocation des lits, ce qui a réduit les temps d'attente et amélioré l'efficacité globale (harrisarc.health). Ces cas montrent le potentiel, mais de telles pratiques sont encore naissantes en France.

Le modèle que nous avons développé présente plusieurs avantages distinctifs par rapport aux approches actuelles :

- **Anticipation proactive** : Là où les solutions traditionnelles réagissent à chaud, notre modèle offre une vision prédictive à l'avance. Par exemple, plutôt que de

constater la saturation des urgences le jour même, l'hôpital peut savoir *deux à trois semaines à l'avance* qu'une surcharge est probable fin janvier et planifier en conséquence. Cela surclasse les méthodes basées sur les seules moyennes historiques, en intégrant les tendances récentes et des facteurs contextuels.

- **Précision et personnalisation** : Le modèle est calibré spécifiquement sur le profil de la Pitié-Salpêtrière (un grand CHU avec ses particularités saisonnières, ses différents services). Il peut intégrer des données locales (ex. calendrier des vacances scolaires en Île-de-France, pic de touristes l'été à Paris pouvant générer des admissions, etc.) pour affiner la prévision. Les solutions génériques du marché ne prennent pas toujours en compte ces spécificités.
- **Couplage des ressources multiples** : Notre approche ne se limite pas à prévoir le nombre de patients. Elle relie ces prédictions aux ressources en personnel et matériel nécessaires. Par exemple, si un pic de 50 patients/jour supplémentaires est prévu, le modèle calculera le besoin additionnel en infirmiers, en médecins d'astreinte, en lits et même l'impact sur la consommation d'oxygène ou de médicaments clés. Cette vision holistique (prévision multi-ressources) est un atout comparé à des outils existants plus cloisonnés (certains ne gèrent que les lits ou que le personnel).
- **Tableau de bord intégré** : L'interface développée est conçue avec les utilisateurs finaux, rendant l'outil concret et opérationnel. Contrairement à une simple étude statistique ou un rapport statique, le dashboard interactif permet aux managers hospitaliers d'explorer les données, de visualiser les projections, et d'ajuster des paramètres. Ceci favorise l'appropriation de la solution.
- **Amélioration continue** : Étant un développement interne en mode projet data, le modèle peut évoluer de manière agile. À la différence de solutions propriétaires figées, nous pouvons réentraîner le modèle avec de nouvelles données, ajouter des fonctionnalités sur demande des utilisateurs, et faire évoluer l'outil pour qu'il reste en phase avec les besoins.

En résumé, notre solution se distingue par son caractère prédictif, complet et sur mesure. Elle dépasse la simple constatation de la situation pour fournir un levier d'action anticipatif. Les bénéfices attendus – détaillés ci-après sur les plans économique et opérationnel – surpassent ce que permettent les approches actuelles limitées. La Pitié-Salpêtrière pourrait ainsi devenir un hôpital pilote en France dans l'usage de la data science pour la gestion efficiente de ses ressources.

3. Impact économique et opérationnel

3.1 Estimation des gains économiques (optimisation des coûts)

Une meilleure optimisation des ressources hospitalières a un impact financier direct significatif. Sur la base de nos analyses et de la littérature, on peut s'attendre à plusieurs types d'économies :

- **Réduction des dépenses de personnel imprévues** : En anticipant les besoins, l'hôpital peut planifier le planning du personnel plus finement, évitant ainsi le recours systématique aux heures supplémentaires coûteuses ou aux renforts de dernière minute via des intérimaires. Par exemple, plutôt que d'appeler en urgence 10 infirmiers sur leur temps de repos (avec des majorations de salaire), on peut intégrer ces 10 infirmiers dans le planning deux mois à l'avance pour couvrir le pic annoncé. Cela réduit les surcoûts de main-d'œuvre. On estime que le lissage des effectifs pourrait réduire de 15 à 20 % les dépenses liées aux heures sup et intérim sur l'année.
- **Optimisation des lits et des services ouverts** : Garder une unité ouverte coûte cher (personnel, éclairage, chauffage, etc.). En prévoyant à l'avance les périodes creuses, l'hôpital peut fermer temporairement des lits ou des services et regrouper les patients, réalisant des économies d'échelle. Inversement, lors des pics anticipés, ouvrir des lits supplémentaires de manière planifiée évite de mobiliser des ressources dans l'urgence (quand il faut rouvrir un service en catastrophe, les coûts sont plus élevés). Cette gestion *dynamique* des capacités améliore le taux d'occupation moyen tout en évitant les deux écueils coûteux : la surcapacité prolongée ou la sous-capacité entraînant des dépenses de crise.
- **Diminution des achats en urgence et des pénuries** : Avec une projection de l'utilisation du matériel et des consommables (basée sur les admissions prévues), la pharmacie et la logistique peuvent ajuster leurs stocks de façon proactive. Cela signifie moins d'achats effectués *en dernière minute* (souvent à un tarif plus élevé ou avec des frais d'acheminement express) et moins de gâchis sur des produits périssables non utilisés en période creuse. Par exemple, prévoir l'augmentation des besoins en kits de protection anti-contagion avant une vague épidémique permet d'éviter la rupture de stock en commandant à l'avance à un coût normal, plutôt que de payer un fournisseur en urgence. Globalement, cette gestion fine des stocks réduit les coûts opérationnels en diminuant les gaspillages.
- **Réduction des coûts d'incidents et de non-qualité** : Les situations de saturation entraînent souvent des coûts cachés importants : patients transférés vers le privé (coût pour l'Assurance Maladie ou l'hôpital), prolongation des

séjours (un patient resté 24h sur un brancard aux urgences verra possiblement sa condition empirer, rallongeant son hospitalisation), complications médicales faute de soins rapides, etc. En évitant ces scénarios par une meilleure organisation, l'hôpital évite des dépenses induites. De plus, la fongibilité des ressources (ex : déplacer des soignants d'un service à un autre) peut être mieux anticipée sans affecter négativement la productivité globale, alors qu'en temps de crise cela génère du désordre et du stress.

En quantifiant l'impact financier global, on peut estimer qu'à moyen terme (une fois le modèle déployé), l'hôpital réalisera des économies substantielles. La littérature montre que l'analyse prédictive peut réduire les coûts opérationnels des organismes de santé en optimisant l'allocation des ressources et en éliminant des actions inutiles

(carmatec.com). Par exemple, une étude sur un hôpital de taille moyenne aux États-Unis a montré qu'en utilisant une surveillance prédictive, on a pu diminuer les dépenses annuelles d'environ 535 000 \$ (≈500 000 €), notamment grâce à la baisse de la durée de séjour cumulée des patients et des complications évitées (techtargget.com). Pour la Pitié-Salpêtrière, compte tenu de sa taille bien supérieure, le potentiel d'économie pourrait se chiffrer en millions d'euros sur le long terme si le système permet de réduire ne serait-ce que de quelques pourcents les dépenses de personnel et les coûts liés aux inefficiences.

Effets sur l'organisation et l'efficacité opérationnelle

Au-delà des finances, un système prédictif d'optimisation des ressources apporte des améliorations opérationnelles notables dans l'organisation quotidienne de l'hôpital :

- **Diminution du temps d'attente et amélioration de la prise en charge** : En ajustant les ressources au bon moment et au bon endroit, les patients sont pris en charge plus rapidement. Par exemple, si le modèle indique un afflux aux urgences ce week-end, l'hôpital peut planifier du personnel supplémentaire et ouvrir des boxes d'urgence en prévision. Le jour J, les patients seront orientés plus vite vers un lit ou vers un examen, réduisant le temps d'attente moyen. Des hôpitaux ayant adopté ce type d'outil ont constaté une réduction des temps d'attente et une fluidification du flux de patients(harrisarc.health). Cela améliore l'expérience patient et peut même avoir un impact positif sur les indicateurs de qualité des soins (moins de patients quittant l'hôpital contre avis médical par exaspération de l'attente, moins de complications liées à des délais).
- **Meilleure utilisation des capacités (lits, salles, équipement)** : L'hôpital gagnera **en efficacité opérationnelle**. Par exemple, la programmation des salles

d'opération peut bénéficier des prédictions : si une période très chargée est prévue en médecine interne, il peut être judicieux de décaler certaines chirurgies non urgentes pour éviter d'occuper des lits de réveil en plein pic. À l'inverse, en période plus calme, on peut intensifier l'activité programmée (opérations électives, admissions de chirurgie programmée) pour tirer parti des ressources libres. Ainsi, le modèle aide à lisser la charge de travail entre services et sur l'année, ce qui accroît le taux d'utilisation des infrastructures tout en évitant la surcharge ponctuelle.

- **Aide à la décision et pilotage en temps réel** : Le tableau de bord, alimenté par le modèle, devient un véritable outil de pilotage quotidien. Les cadres de santé peuvent se réunir chaque semaine autour des prévisions à 15 jours et décider préventivement des mesures (ex : activer un renfort infirmier en nuit pour la semaine prochaine, préparer la salle de post-urgence). En cours d'opération, si un événement imprévu survient (ex : accident de grande ampleur), l'outil peut réévaluer en temps réel l'impact sur les heures suivantes et suggérer des redéploiements de personnel. Cette réactivité accrue permet de mieux coordonner les services entre eux. Par exemple, en cas de surcharge aux urgences, les étages d'hospitalisation en médecine pourront être mis en alerte plus tôt pour accélérer les sorties potentielles et libérer des lits. On sort ainsi d'un fonctionnement en silos pour une vision plus globale et partagée de la situation.
- **Réduction de la charge sur le personnel et amélioration des conditions de travail** : Mieux planifier, c'est aussi mieux répartir l'effort pour les soignants. En anticipant les pics, on évite de solliciter les mêmes équipes en permanence en heures supplémentaires épuisantes. À l'inverse, sur les périodes calmes, le personnel peut poser des congés ou participer à de la formation sans craindre qu'un imprévu ne survienne. Sur le long terme, cela peut augmenter la satisfaction du personnel, réduire l'absentéisme (lié au burn-out) et améliorer la rétention des soignants. Un hôpital moins chaotique est un hôpital où il fait meilleur travailler.

En synthèse, l'impact opérationnel se traduit par un hôpital plus agile et plus efficace : les bonnes ressources sont allouées au bon moment, ce qui évite autant les situations de crise que les périodes d'inactivité forcée. L'organisation gagne en fiabilité (moins d'annulations de dernière minute, moins de surprises) et en qualité de service rendu aux patients.

3.2 Bénéfices à court, moyen et long terme

Enfin, il convient de distinguer les bénéfices attendus à court terme, à moyen terme et à long terme, car ils ne se matérialiseront pas tous immédiatement de la même façon :

- **Court terme (0–6 mois) :** Dès les premières utilisations du modèle, on peut espérer des gains rapides. Par exemple, l'outil pourrait détecter un pic imminent (dans quelques semaines) qui n'avait pas été pleinement anticipé via les méthodes traditionnelles. En agissant sur cette alerte, l'hôpital évite une saturation critique – ce premier succès concret servirait de vitrine. À court terme, les bénéfices seront surtout perceptibles sur la gestion des pics saisonniers récurrents (grippe hivernale) : des urgences un peu moins engorgées que l'année précédente, un plan blanc évité ou retardé, etc. Financièrement, l'hôpital commencera à économiser sur certaines dépenses variables (moins d'intérim en janvier par exemple). On peut aussi s'attendre à une prise de conscience collective grâce à la visibilité offerte par le tableau de bord, même si tout le potentiel du modèle ne sera pas encore exploité.
- **Moyen terme (6–18 mois) :** Après plusieurs cycles saisonniers, le modèle aura gagné en confiance auprès des utilisateurs et pourra être intégré aux processus de planification de manière systématique. Les personnels administratifs et soignants seront formés à interpréter ses résultats. Les indicateurs de performance devraient montrer des améliorations tangibles : par exemple, une baisse mesurable du temps moyen passé aux urgences par patient, une réduction du taux d'occupation critique des lits (dépassements à 100 % moins fréquents), ou encore une diminution du nombre de journées en tension déclarées officiellement. Sur le plan économique, l'hôpital commencera à voir les effets cumulatifs : les économies sur plusieurs postes budgétaires se consolident sur un exercice complet (réduction dX% des coûts de personnel externe, etc.). Le modèle pourra être ajusté en fonction des retours du terrain, le rendant plus précis et pertinent. C'est également à ce stade que l'on pourrait envisager d'étendre l'outil à d'autres domaines (par ex. prédiction des réadmissions, optimisation du bloc opératoire), capitalisant sur le succès initial.
- **Long terme (au-delà de 18 mois) :** À long terme, si le projet est entretenu et amélioré continuellement, les changements seront plus structurels. La culture de l'hôpital aura évolué vers un pilotage par la donnée : la direction comme les équipes intégreront naturellement la consultation du tableau de bord dans leurs routines. On peut prévoir une amélioration durable des indicateurs : par exemple, un taux de satisfaction des patients en hausse (puisque moins d'attente et de reports de soins), un taux de rotation des lits plus élevé sans augmenter la durée moyenne de séjour (donc une meilleure efficacité), et un meilleur classement

potentiel de l'établissement en termes de qualité et gestion (ce qui peut aider à attirer des financements ou des projets pilotes). Financièrement, l'investissement initial dans le projet sera largement amorti par les économies chaque année, libérant des ressources pour d'autres investissements (nouveaux équipements, embauche de personnel soignant supplémentaire là où c'est nécessaire, etc.). Enfin, la Pitié-Salpêtrière pourrait servir de **référence** et d'exemple pour d'autres hôpitaux, ayant prouvé la viabilité et l'utilité de l'approche. À long terme, l'hôpital aura une capacité accrue à faire face sereinement à des crises sanitaires exceptionnelles, grâce à une décennie de données et de retours d'expérience accumulés dans le modèle.

En somme, les bénéfices attendus couvrent tout le spectre temporel : rapidement quelques victoires faciles, puis une transformation progressive des pratiques opérationnelles et stratégique de l'hôpital, pour aboutir à terme à un établissement plus résilient, efficient et centré sur la qualité des soins grâce à l'optimisation data-driven.

4. Recommandations stratégiques détaillées

4.1 Plan de mise en œuvre du modèle dans l'hôpital

Pour garantir le succès du déploiement, nous préconisons un plan de mise en œuvre par étapes, alliant phases techniques et accompagnement du changement :

Phase pilote (3 mois) – Lancer le modèle de façon pilote sur un périmètre restreint. Par exemple, débiter avec le service des urgences et la médecine interne, qui sont au cœur du flux patient. Durant cette phase, le modèle tourne en parallèle des opérations courantes (en *shadow mode*), afin de comparer ses prédictions avec la réalité sans impacter la prise de décision réelle. Un petit comité projet (incluant un médecin urgentiste référent, un cadre de santé et un data analyst) se réunit chaque semaine pour ajuster le modèle d'après les écarts constatés et recueillir les premières impressions des utilisateurs pilotes.

Formation et appropriation (1–2 mois) – Parallèlement, organiser des sessions de formation pour les équipes concernées. Il s'agit de présenter l'outil (dashboard, indicateurs, interprétation des alertes) et de rassurer sur son objectif (aider à la décision, et non évaluer le personnel). On peut réaliser des ateliers pratiques où l'on simule une situation (p. ex. « *Que ferait-on si le modèle prédit 50 admissions de plus la semaine prochaine ?* ») afin de familiariser les cadres à intégrer le modèle dans leur processus de réflexion. Ces formations peuvent être animées par l'équipe projet data et les référents médicaux impliqués.

Extension progressive (4–6 mois) – Une fois le pilote concluant, étendre le déploiement à d’autres services de l’hôpital. On priorisera les services les plus critiques en termes de gestion de ressources : réanimation, chirurgie (pour la gestion du planning opératoire), puis éventuellement l’ensemble des services d’hospitalisation. À chaque extension, on nommera des “*champions*” locaux (référents) chargés de promouvoir l’outil dans leur service et de remonter les retours. Le modèle pourra nécessiter des ajustements pour tenir compte des spécificités de chaque nouveau service (par ex., intégrer le planning des opérations de chirurgie programmée dans les prédictions de besoins de lits post-opératoires).

Intégration au processus décisionnel et SI (6–12 mois) – Inscrire le modèle dans le processus formel de gestion. Concrètement, cela signifie : inclure la revue des prédictions comme point régulier des réunions de direction hebdomadaires, planifier les ressources (planning du personnel, gestion des lits) en s’appuyant sur les recommandations de l’outil, et définir clairement *qui* est responsable de l’action suite à une alerte du modèle. Par ailleurs, travailler à l’intégration technique : connecter le modèle aux flux de données en temps réel (par exemple, lier le tableau de bord au système d’admission pour une actualisation quotidienne automatique des données). Également, prévoir un mécanisme de feedback : après chaque période, injecter les données réelles d’activité observée pour réentraîner le modèle et améliorer ses performances de prédiction de façon continue.

Évaluation et itérations – Après un an de déploiement, réaliser un bilan complet : mesurer les indicateurs de performance (voir ci-dessous), interroger les utilisateurs sur ce qui fonctionne ou non, et identifier les axes d’amélioration. Sur cette base, planifier une nouvelle feuille de route d’évolutions (par exemple, décider d’ajouter un module de prédiction des réadmissions, ou d’étendre l’outil à l’échelle du groupe AP-HP si jugé pertinent). Cette évaluation régulière (annuelle) assurera que le projet reste en adéquation avec les objectifs stratégiques de l’hôpital.

Ce plan graduel permet de limiter les risques en commençant petit, tout en assurant une montée en puissance maîtrisée. L’accent est mis sur l’implication du personnel à chaque étape et sur l’adaptation aux retours terrains, gages d’une appropriation réussie.

Stratégies pour surmonter les freins à l’adoption

Malgré la valeur ajoutée évidente sur le papier, un projet technologique peut échouer si les utilisateurs finaux ne l'acceptent pas. Il est donc crucial de lever les freins à l'adoption dès le début par des actions ciblées :

- **Impliquer les parties prenantes clés dès le départ** : Au lieu d'imposer un outil conçu en vase clos, il faut intégrer dans l'équipe projet des représentants du personnel soignant et administratif. Le fait d'avoir des médecins et infirmiers référents qui co-construisent le modèle et le dashboard assure que l'outil répond à leurs besoins réels et qu'ils en deviennent les ambassadeurs auprès de leurs collègues. Cette co-construction crée un sentiment de *propriété* et réduit la méfiance.
- **Communiquer sur les bénéfices et objectifs** : Une communication interne transparente doit accompagner le projet. Expliquer de manière pédagogique pourquoi on met en place ce modèle (améliorer les conditions de travail, garantir la qualité des soins, éviter les situations ingérables), et surtout comment il fonctionne de manière simple. Il faut dissiper l'idée que l'IA va "contrôler" ou "remplacer" le jugement humain ; au contraire, marteler que c'est un système d'aide au pilotage, dont le but est de soutenir les équipes. Partager les premiers succès (par ex., « *grâce à l'outil, on a pu prévoir 20 % d'admissions en plus et éviter l'engorgement* ») aidera à convaincre les sceptiques.
- **Formation et accompagnement personnalisé** : Offrir des formations pratiques (comme évoqué dans le plan de mise en œuvre) est indispensable. On pourra prévoir en plus un *support utilisateur* disponible les premiers mois : par exemple, un data analyst ou un membre de l'équipe projet présent physiquement pendant les réunions de staff pour aider à lire les tableaux du dashboard, jusqu'à ce que les équipes se sentent à l'aise. Des guides d'utilisation illustrés ou de courtes vidéos tutorielles peuvent aussi être mis à disposition pour revoir comment utiliser l'interface ou interpréter un indicateur.
- **Démontrer la fiabilité tout en restant transparent** : La confiance des utilisateurs viendra en voyant que les prédictions s'avèrent justes dans la plupart des cas. Il faut donc, pendant la phase pilote, montrer les résultats : publier un petit rapport interne comparant les prévisions et la réalité, en soulignant les succès mais aussi en admettant les écarts et les raisons de ces écarts. En cas d'erreur du modèle, ne pas la cacher : au contraire, expliquer ce qui s'est passé (par ex. un facteur extérieur non pris en compte) et comment on va améliorer le modèle. Cette transparence scientifique évitera que des erreurs ponctuelles ne discréditent l'ensemble du projet.

- **Addresser les inquiétudes sur la charge de travail** : Un paradoxe du numérique est qu'il peut parfois ajouter du travail (saisie de données, nouvelles procédures). Ici, il faut veiller à minimiser la surcharge : idéalement, le système doit être alimenté automatiquement sans demander au personnel de passer du temps à renseigner des informations supplémentaires. Si des tâches nouvelles apparaissent (ex. valider les recommandations du modèle chaque semaine), s'assurer qu'elles sont intégrées dans le temps de travail et reconnues. Montrer que sur le long terme, l'outil fera gagner du temps (moins de gestion de crise, de réunions imprévues...).
- **Soutien actif de la Direction et pilotage du changement** : Le portage par le management est crucial. La Direction de l'hôpital doit afficher clairement son soutien au projet et valoriser son utilisation (par ex., en félicitant les équipes qui ont évité une crise grâce à l'outil, en incluant des objectifs liés à l'optimisation des ressources dans les plans de service annuels). On pourra nommer un *chef de projet métier* (par exemple le directeur des soins ou le responsable qualité) comme référent de l'adoption pour suivre de près l'appropriation et prendre des mesures correctives si nécessaire.
- **Prise en compte des retours utilisateurs** : Enfin, il faut instaurer un canal de feedback continu. Les soignants doivent pouvoir signaler facilement un problème, une suggestion d'amélioration du dashboard, etc. et voir que leur retour est traité. Des améliorations régulières, même mineures, démontreront que l'outil est vivant et à l'écoute de ses utilisateurs, renforçant leur adhésion.

En combinant ces stratégies, on réduit significativement les freins. L'expérience montre que la résistance initiale au changement peut être surmontée en impliquant les gens et en prouvant concrètement l'utilité de la nouvelle approche

carmatec.com

. Dans le cas présent, la promesse d'alléger la pression sur les équipes et d'améliorer la qualité des soins est un argument puissant – à condition de le traduire en actions tangibles et en soutien dans la durée.

Indicateurs de performance pour mesurer l'efficacité du projet

Pour suivre et prouver l'impact du projet d'optimisation, il est essentiel de définir des indicateurs de performance (KPIs) clairs, mesurables et pertinents. Voici les principaux indicateurs que nous recommandons de monitorer :

- **Taux d'occupation des lits** (par service et global) – C'est un indicateur central de la tension hospitalière. On cherchera à mesurer la part du temps où l'occupation

dépasse un seuil critique (ex. >90 %). L'objectif du projet serait de réduire la fréquence et la durée des sur-occupations, signe qu'on a réussi à mieux lisser l'activité ou ajouter des capacités à temps. Idéalement, maintenir le taux d'occupation dans une fourchette optimale (par ex. 75–85 %) hors situations exceptionnelles.

- **Temps d'attente moyen aux urgences** – Un des meilleurs baromètres ressentis par les patients. On pourra comparer l'évolution du temps d'attente moyen (et du temps median, plus robuste) avant la première prise en charge médicale, puis avant l'orientation vers un lit d'hospitalisation, sur des périodes comparables *avant et après* déploiement du modèle. Une baisse significative, surtout lors des pics saisonniers, sera un signe fort de succès.
- **Nombre de passages en "crise" (plans blancs, plans hôpital en tension)** – Suivre le nombre d'alertes de capacité déclenchées officiellement. Par exemple, si l'année précédant le projet l'hôpital a déclenché 3 plans blancs et 10 phases de mise en tension, l'objectif pourrait être d'en réduire le nombre (ex. 0 plan blanc et moins de 5 tensions l'année suivante). Cela mesurera directement la résilience accrue face aux pics.
- **Taux d'absentéisme ou d'heures supplémentaires du personnel** – Un indicateur interne important. On peut suivre le % d'heures sup effectuées par mois, et le comparer aux prévisions du modèle (si le modèle fonctionne, on devrait voir moins d'heures sup imprévues car mieux planifiées). De même, un absentéisme en baisse sur certaines périodes peut indiquer une pression moins forte (à interpréter prudemment car multifactoriel). L'objectif serait de réduire de X% les heures supplémentaires non planifiées sur un an.
- **Coût de personnel et logistique par unité d'activité** – Cet indicateur économique consiste à calculer, par exemple, le coût de personnel par patient passé aux urgences, ou le coût logistique par séjour. Si l'optimisation réussit, on devrait voir ces coûts unitaires diminuer (grâce aux économies d'échelle, meilleure efficacité). La comptabilité analytique de l'hôpital pourrait aider à suivre ces ratios avant/après.
- **Satisfaction des patients et du personnel** – Bien qu'indicateurs plus qualitatifs, ils sont tout aussi importants. Via les enquêtes de satisfaction patients (à la sortie, ou via le taux de patients qui recommanderaient l'hôpital), on peut détecter une amélioration corrélée à une meilleure organisation (par ex. moins de plaintes liées à l'attente ou à la communication). Pour le personnel, des questionnaires de climat interne ou des indicateurs RH (taux de turnover du

personnel infirmier) peut être suivis, espérant une amélioration une fois le projet en place.

- **Précision des prévisions** – Du point de vue technique, il faudra aussi suivre la performance du modèle lui-même : écart moyen entre les admissions prévues et réelles, taux de détection des pics. Une précision constamment élevée (par ex. >90 % d'admissions correctement prédites dans un intervalle de confiance) sera un indicateur de la robustesse de l'outil, et donc de la confiance qu'on peut continuer à lui accorder. Inversement, toute dérive (prédictions devenant erronées) doit être détectée via ces métriques pour recalibrer le modèle.
- **Taux d'utilisation de l'outil** – Enfin, un indicateur d'adoption : par exemple le nombre de connexions au tableau de bord, ou le pourcentage de réunions de gestion qui utilisent une sortie du modèle dans leur compte-rendu. Cet indicateur permettra de voir si l'outil est réellement entré dans les mœurs. Une forte utilisation couplée aux résultats ci-dessus confirmera l'impact culturel du projet.

Il est crucial de **suivre ces KPIs dans le temps** (par ex. mensuellement ou trimestriellement) et de les diffuser aux équipes concernées. Un tableau de bord de suivi de projet pourrait être mis en place pour visualiser ces métriques. En cas de stagnation ou d'objectif non atteint sur un indicateur, cela permettra d'analyser pourquoi (problème dans le modèle ? dans son utilisation ? facteur externe ?) et de prendre des mesures correctives. À l'inverse, des améliorations clairement démontrées serviront à célébrer le succès du projet et à encourager sa poursuite.

Suggestions d'évolution future pour améliorer le modèle

Enfin, il convient de se projeter au-delà du périmètre actuel et d'imaginer les évolutions futures qui pourraient encore augmenter l'impact du projet d'optimisation des ressources. Plusieurs axes d'amélioration et d'extension sont envisageables :

- **Enrichissement des données et facteurs pris en compte** : Intégrer de nouvelles sources de données pourrait affiner les prédictions. Par exemple, connecter le modèle aux données de météo (les canicules ou vagues de froid influencent les admissions), aux données de santé publique (tendances de syndromes grippaux, alertes sanitaires) ou même à des événements locaux (grands événements à Paris, pics de pollution). Plus le modèle disposera d'indicateurs en amont, mieux il pourra anticiper. De même, utiliser des données en temps réel (ex. Google Trends sur certains symptômes, taux d'absentéisme des soignants en direct) pourrait permettre au modèle de se recalibrer en continu.

- Extension à la *prédiction prescriptive*** : Actuellement, le modèle fournit des recommandations relativement simples basées sur des règles établies. On pourrait évoluer vers un système de prescription automatisée plus sophistiqué. Par exemple, utiliser des algorithmes d'optimisation pour proposer non seulement *quoi* faire mais *comment le faire au mieux*. C'est-à-dire, si un pic est prévu, calculer automatiquement le meilleur plan de redéploiement du personnel et l'ordre d'ouverture des lits supplémentaires minimisant les coûts et maximisant l'efficacité. Cela pourrait s'appuyer sur des techniques d'optimisation linéaire ou des algorithmes génétiques pour explorer des scénarios multiples et fournir la solution optimale (ce qu'on appelle parfois un système de *décision augmentée*).
- Élargissement du périmètre hospitalier** : Le modèle pourrait servir de base à une optimisation multi-établissements. Étant donné que la Pitié-Salpêtrière fait partie de l'AP-HP (Assistance Publique - Hôpitaux de Paris), il serait intéressant à terme de connecter notre outil avec ceux d'autres hôpitaux parisiens. Un système coordonné permettrait d'anticiper non seulement au niveau d'un hôpital, mais de **mutualiser les ressources à l'échelle régionale**. Par exemple, si deux hôpitaux voisins ont chacun un pic prévu, ils pourraient se coordonner pour répartir les patients, ou pour emprunter du matériel l'un à l'autre temporairement. Notre modèle pourrait évoluer pour prendre en compte la **capacité disponible dans les autres établissements** et suggérer des transferts inter-hôpitaux en amont des crises (ce qui est mieux que de le faire dans l'urgence une fois les ambulances débordées).
- Intégration d'indicateurs cliniques et qualité des soins** : À l'avenir, l'optimisation ne devrait pas se focaliser uniquement sur les volumes et les ressources, mais aussi intégrer la qualité. On pourrait coupler le modèle avec des indicateurs cliniques (par ex. taux d'infection nosocomiale, taux de réadmission, mortalité à 30 jours) pour voir comment la tension sur les ressources impacte ces indicateurs, et éventuellement prédire le risque pour la qualité. Cela permettrait d'alerter non seulement sur un manque de lit, mais sur le risque que cela fait courir aux patients en termes d'issues cliniques, et donc de prioriser encore plus fortement certaines actions.
- Approche "digital twin" de l'hôpital** : Une évolution ambitieuse serait de créer un véritable jumeau numérique de l'hôpital. C'est-à-dire, une simulation informatique globale qui reproduit le fonctionnement de l'établissement (flux de patients, utilisation des ressources en temps réel) et avec laquelle on peut jouer sur des paramètres pour tester virtuellement des décisions. Notre modèle

prédictif en serait un composant clé, mais on y ajouterait, par exemple, un simulateur de files d'attente aux urgences, un simulateur d'occupation des blocs opératoires, etc. Cela permettrait de faire des *stress-tests* virtuels de l'hôpital : *Que se passe-t-il si une pandémie double le nombre de pneumonies ? L'hôpital tient-il le choc ? Où sont les goulots d'étranglement ?* Ces éléments de simulation avancée guideraient la planification stratégique (investir dans tant de lits de réa supplémentaires, avoir un vivier de X vacataires mobilisables, etc., sur base de scénarios quantifiés).

- **Amélioration continue par apprentissage** : Avec le temps et l'accumulation de données réelles, le modèle pourra recourir à des techniques d'apprentissage plus poussées (par ex. *deep learning*) si nécessaire, pour détecter des patterns complexes. Par exemple, un réseau de neurones récurrent ou un modèle de type LSTM pourrait apprendre des séquences temporelles d'admissions de manière encore plus fine, ou un renforcement de modèle (ensemble de modèles) pourrait améliorer la robustesse des prédictions. L'architecture doit rester suffisamment flexible pour intégrer ces innovations algorithmiques. Par ailleurs, on pourra développer un système d'auto-ML qui teste périodiquement de nouvelles architectures de modèle sur les données actualisées, afin de ne pas se reposer sur un modèle figé alors que le contexte évolue.
- **Valorisation et partage du projet** : Enfin, comme évolution non technique mais stratégique, on peut envisager de publier les résultats et méthodes du projet (tout en restant sur des données fictives ou anonymisées) dans une revue de santé ou lors de conférences. Cela placerait l'hôpital en position de leader innovant. De plus, on pourrait chercher des partenariats avec des institutions de recherche (Université, INRIA...) pour aller plus loin sur certaines problématiques (par ex. prédiction des flux patient en cas d'attentat de masse, ou optimisation du parcours patient complet). Ces collaborations apporteraient d'autres ressources et maintiendraient le projet à la pointe.

En conclusion, ce projet de modélisation prédictive pour l'optimisation des ressources hospitalières ouvre la voie à de nombreuses perspectives. En capitalisant sur une première implémentation réussie, l'hôpital Pitié-Salpêtrière pourra progressivement élargir et affiner cet outil pour en faire un pilier de sa gestion, au service tant de l'efficacité opérationnelle que de la qualité des soins. Les recommandations formulées – qu'il s'agisse du plan de déploiement, de l'accompagnement du changement, du suivi par indicateurs ou des pistes d'évolutions futures – visent à assurer que cette innovation se traduise en résultats concrets et durables dans la vie de l'hôpital. En anticipant mieux aujourd'hui, on se donne les moyens de soigner mieux demain.