

# Organisation et *monitoring* des capacités hospitalières en période de crise

Par Thierry GARAIX, Camille BREEN,  
Mohamed El Habib MESSABIS et Raksmei PHAN

École des mines de Saint-Étienne

Le présent travail scientifique propose un outil d'aide à la décision pour accompagner la gestion stratégique de la capacité hospitalière en situation de crise similaire à celle de la Covid-19. Cette pandémie a mis en évidence le manque de préparation des systèmes de santé du monde entier, dont le système de santé français. En suivant les projections de l'évolution de la pandémie tout au long d'un horizon temporel déterminé, il s'agit pour nous de proposer une politique d'activation et de désactivation dynamique des ressources exceptionnelles dégagées par les établissements de santé pour prendre en charge le flux massif de patients généré par la crise. Définir une politique de gestion paraît inéluctable pour éviter toute surchauffe du système et une pause trop longue dans les activités médicales non liées à la crise sanitaire en cours, car les organisations hospitalières ont besoin de planifier à l'avance leurs déploiements importants de capacités. Ces travaux s'appuient sur des prévisions épidémiologiques et a su tenir compte du niveau de confiance accordé à ces prévisions. Nous avons focalisé notre étude sur les lits ouverts en réanimation qui exigent de mobiliser toute une série de ressources à aligner sur les capacités disponibles.

## Introduction

### Contexte

La crise du Covid-19 a mis en évidence un manque de préparation des systèmes de santé du monde entier, notamment du système de santé français, face à une crise sanitaire de type pandémique. Il s'est agi pour nous dans ce contexte de développer un outil d'aide à la décision pour accompagner la gestion stratégique de la capacité hospitalière. Ainsi, en suivant l'évolution de la pandémie sur un territoire tout au long d'un horizon temporel déterminé, l'objectif est de définir une politique d'activation et de désactivation dynamique des ressources exceptionnelles dégagées par les établissements de santé pour prendre en charge le flux massif de patients provoqué par la crise, tout en gérant l'allocation des moyens nécessaires pour répondre aux besoins des autres patients.

Les problèmes posés par une crise de type pandémique sont :

- une demande gourmande en ressources qui peut exploser rapidement ;
- des risques de contagion aussi bien au niveau du personnel que des patients ;
- une entraide limitée, de fait, entre les établissements ;
- des pénuries de matériels.

La réponse hospitalière est établie à l'échelle internationale au niveau de chaque établissement et se décline en plusieurs volets :

- l'acquisition de matériels supplémentaires : des lits, des respirateurs, des équipements de protection, de désinfection...
- l'augmentation de la capacité de travail par une présence accrue des personnels : suppression de congés et des temps de repos, rappel de personnels, réaffectation de ceux-ci sur d'autres activités ;
- la mise en place de prises en charge des patients réadaptées ;
- la définition de parcours patients spécifiques, surtout en intégrant les risques de contagion ;
- le report de certaines interventions chirurgicales et autres activités.

Les organismes nationaux et internationaux proposent certes des feuilles de route pour faire face aux crises sanitaires (plan de l'OMS (WHO (2021)), le plan ORSAN (des Affaires sociales, datant de 2014) ou les plans pour les hôpitaux comme les « plans blancs » du ministère de la Santé et des Solidarités (plans apparus en 2006). Ces feuilles de route décrivent certaines actions à réaliser, mais elles ne sont pas adaptées à tous les types de crises. En outre, les gestionnaires ont besoin d'aide pour mettre en place des organisations adaptées.

## Revue de la littérature

De nombreux travaux ont porté et portent sur la prévision de l'évolution de l'épidémie. Ils s'appuient pour ce faire sur des méthodes permettant de prévoir les besoins en ressources sur les jours et semaines à venir. Cependant, la diversité des décisions à prendre, leurs répercussions dans le temps, et ce dans le contexte d'incertitude, rendent difficile la définition de stratégies, et ce même en disposant de prévisions de qualité. C'est dans ce cadre que se positionnent les outils que nous présentons ici, lesquels s'appuient sur les données pertinentes disponibles au moment de prendre les décisions.

La pandémie liée à la Covid-19 a révélé un grand déficit au regard des ressources hospitalières nécessaires pour faire face à l'augmentation soudaine de la demande de soins hospitaliers, ainsi qu'une absence de stratégies robustes de la gestion des patients, lesquelles sont essentielles pour alléger la pression exercée par l'arrivée massive de malades dans les établissements de santé, comme le soulignent Arabi *et al.* (2020), Xie *et al.* (2020) et Grasselli *et al.* (2020).

L'étude Gagliano *et al.* (2020) propose une meilleure organisation du parcours du patient lors de sa prise en charge pour éviter les contaminations, l'engorgement des urgences, etc. À partir des recommandations de l'OMS, l'article Phua *et al.* (2020) identifie deux mesures organisationnelles qui s'avèrent les plus accessibles pour les hôpitaux, à savoir l'augmentation des lits en soins intensifs et la déprogrammation de certains soins. Dans l'étude Defrancq *et al.* (2020), les auteurs recommandent la mise en place de procédures opérationnelles par unité et tenant compte des trois phases de l'épidémie (le début, le pic et la décongestion de l'hôpital). Là encore, l'attribution de lits supplémentaires en soins intensifs pour accueillir les patients Covid et la déprogrammation apparaissent comme des points clés d'une bonne organisation, mais leurs recommandations ne sont pas étayées par une évaluation quantitative. De nombreuses études proposent des outils d'aide à la planification des capacités (Alban *et al.* (2020b), Zhang *et al.* (2020), COV (2020) et Klein *et al.* (2020), ce sont là 4 articles sélectionnés parmi plus de 690). Tous ces travaux se limitent au calcul d'une projection des besoins en ressources hospitalières s'appuyant donc sur une prévision de l'évolution de l'épidémie. Dans l'étude Currie *et al.* (2020), les auteurs répondent à la question de savoir quelle est l'approche de modélisation et de simulation appropriée pour chacun des problèmes de décision récurrents qui se posent dans le domaine de la santé. Pour la gestion des ressources en lits (ouverture/fermeture d'USI...), ils recommandent de recourir à la simulation à événements discrets.

Plusieurs chercheurs ont étudié les problèmes de la gestion des capacités et du partage des ressources rares depuis l'épidémie de Covid-19, à l'instar de Mehrotra *et al.* (2020), Nonato *et al.* (2022), Lacasa *et al.* (2020) ou Alban *et al.* (2020a). Des stratégies d'optimisation et des outils d'aide à la décision ont été développés dans ces différentes publications pour aider les établissements de santé.

## L'approche retenue pour notre étude

En pratique, il s'agit dans un premier temps de sélectionner les établissements pour leur allouer un rôle sur des périodes déterminées par rapport à la durée de traitement des patients ; puis d'allouer à ces établissements des capacités pour leur permettre d'absorber les flux de patients à venir ; et, enfin, d'affecter les patients à un établissement déterminé lors de leur admission et ensuite de les y laisser tout au long de leur parcours de soins.

Les deux problèmes sont abordés en retenant des niveaux de décision et des méthodes de résolution différents. Le premier problème traite de la gestion des capacités médicales qui sont appréhendées sur la période couverte par la crise, au niveau du territoire et de l'hôpital. Le deuxième problème est relatif au pilotage de la prise en charge des patients et porte sur un cycle plus court correspondant à la durée de séjour des patients.

Dans le premier cas, nous proposons des solutions qui visent à coller au plus près des besoins en soins en fonction des prévisions épidémiques. Il est proposé ici une mobilisation graduée et contrôlée des ressources afin de permettre de maintenir d'autres activités de soins.

Dans le deuxième cas, nous recherchons l'équilibre entre des stratégies de déversoir (remplir un service avant de solliciter un service voisin) et des stratégies d'équilibrage des charges entre les services.

## Définition de la problématique de notre étude

Au niveau d'un territoire, les hôpitaux déjà regroupés au sein d'un GHT doivent coordonner leurs réponses. Il s'agit de déterminer les établissements mobilisés, les rôles et fonctions qui leur sont dévolus et avec quelles capacités. Pour les raisons évoquées en introduction, une réponse étagée par rapport à l'évolution de la situation sanitaire est attendue.

Ce problème se rapproche de celui dénommé "Dynamic Multiperiod Facility Location Problem". Ce type de problèmes présente une dimension stochastique tant au niveau des besoins en soins que des ressources impliquées. Ils ont aussi une nature combinatoire pour affecter les rôles et le dimensionnement des capacités des différents établissements.

Les rôles majeurs qui incombent à ces établissements sont le stockage des matériels, l'accueil de première ligne, d'assurer l'hospitalisation, les soins intensifs, les soins de réanimation les plus légers et la phase de convalescence<sup>1</sup>.

Les capacités de chaque établissement sont dimensionnées en fonction des personnels médicaux disponibles et de leurs compétences ainsi que des matériels critiques à disposition, comme ceux d'assistance res-

<sup>1</sup> BIENSTOCK D. & ZENTENO A. C. (2012), *Models for managing the impact of an epidemic*, [arxiv.org/abs/1507.08648](https://arxiv.org/abs/1507.08648).

piratoire. La programmation stochastique est une des méthodes de résolution le plus souvent utilisées pour gérer ce type de problèmes (El-Rifai, 2015). Cette programmation est définie pour un problème statique et un échantillonnage de scénarios établis à partir de différentes variables aléatoires caractérisant la demande médicale (l'ensemble que représentent les différents scénarios possibles est généralement immensément grand). Pour traiter des problèmes dynamiques, la programmation stochastique est appliquée sur un horizon de temps glissant.

Cette programmation présente l'avantage d'être une modélisation formelle facile à manipuler et à faire évoluer. Ses inconvénients résident dans l'obligation de recourir à des simplifications pour réduire des temps de calcul souvent importants et la nécessité de créer le modèle (charger toutes les données nécessaires) et de l'exécuter (par appel, généralement, à un solveur de programmation linéaire en nombre entiers) avant d'obtenir des solutions.

Pour des raisons de performance et grâce à notre analyse de certaines propriétés du problème, nous proposons plusieurs modélisations originales d'un problème lequel peut trouver une résolution rapide, de façon exacte ou approchée.

La finalité de ces modèles est d'aider à la prise de décisions stratégiques sur des capacités en moyens à allouer sur plusieurs jours. Cependant, des décisions à des niveaux plus opérationnels, comme le pilotage du parcours de soins des patients, sont intégrées afin d'évaluer plus finement l'impact des décisions stratégiques qui pourraient être prises. Un des enjeux de la modélisation est de prendre en compte un nombre suffisant de détails pour permettre une discrimination pertinente entre les meilleures solutions, sans pour autant trop complexifier le problème qui serait dès lors plus long à résoudre.

Tous les modèles que nous proposons ne considèrent qu'une ressource. Dans nos expérimentations, cette ressource correspond à un lit de réanimation dit « chargé », c'est-à-dire doté de tout le temps médical (moyens humains) et le matériel requis. L'échelle de temps est ici la journée.

La première modélisation considère l'ensemble des établissements du territoire comme un seul et unique établissement. Bien sûr, ce modèle s'applique aussi à un seul de ces établissements, dès lors qu'il se serait doté d'une politique individuelle.

La deuxième modélisation considère chaque établissement, mais tient compte de la localisation de la demande à l'échelle du territoire, en intégrant une variable, celle de la proximité de cet établissement avec d'autres établissements. Il répond à la question du rôle et de l'évolution de celui-ci pour les établissements d'un même territoire.

## Modèle à capacité unifiée

Dans cette partie, nous proposons une approche du problème de la planification des capacités d'accueil

dans les hôpitaux pendant la crise de la Covid-19. Nous proposons trois types de méthodes : une méthode dynamique, une statique et une hybride. Nous les avons appliquées à plusieurs modèles épidémiques et sur la base de deux variantes qui se distinguent par la possibilité ou non d'accepter des patients dans des conditions de surpopulation.

Dans ce type de situation où l'hôpital est confronté à un manque de ressources, la procédure qu'il doit suivre consiste à demander des ressources à d'autres établissements ou à transférer vers ces derniers des patients, à annuler certains soins électifs, à établir une nouvelle répartition de l'affectation du personnel médical et à augmenter la capacité de travail (en annulant les vacances des personnels, par exemple).

En raison de l'ampleur de la propagation de la maladie, la première forme d'action a été de mise en œuvre très limitée, puisque tous les établissements se situant à proximité ont été touchés et ont été de fait en concurrence pour obtenir des équipements essentiels. Les trois autres types d'actions ont été largement utilisés. En raison de la longue période couverte par la crise – plusieurs mois –, certaines difficultés ont été rencontrées postérieurement à la première vague épidémique. La détérioration de l'état de santé de patients non traités pour la Covid mais atteints d'autres maladies s'est aggravée et les retards accumulés ont provoqué un autre pic d'activité après la vague épidémique, comme le soulignent Couloigner *et al.* (2020), McCabe *et al.* (2020), et Fakhry *et al.* (2020). De plus, les personnels ont besoin de récupérer après une période de travail intense afin d'éviter l'épuisement (El-Hage, 2020).

Les hôpitaux doivent faire face à deux problèmes contradictoires : d'un côté, admettre et traiter le maximum de patients contaminés et, de l'autre, maintenir le taux d'activité maximal pour les autres maladies critiques avant et après l'apparition de l'épidémie. Dans nos travaux, nous avons abordé ce problème sous l'angle de la planification des capacités d'admission sous incertitude dans le cas spécifique de la gestion des lits des unités de soins de réanimation (REA), qui étaient les ressources les plus critiques lors de la première vague, en mars/avril 2020. Les schémas de décision statiques et dynamiques ont été évalués afin d'estimer combien de temps à l'avance les décisions sur l'affectation des lits peuvent être prises.

Différents outils sont disponibles pour aider les hôpitaux dans leur planification de leurs capacités. Dans notre étude, nous proposons une solution qui repose sur une adaptation de la capacité des unités de soins intensifs aux besoins en lits. Une solution correspond à l'ensemble des niveaux à ouvrir répartis sur un horizon donné ; à chaque jour correspond une capacité en lits (notée  $Ch$ , ou  $h$  représente une journée de l'horizon  $H$ ). La meilleure solution est calculée en fonction d'indicateurs. Les indicateurs que nous avons choisis sont :  $Qh$ , pour le nombre de places vides ;  $Zh$ , pour le nombre de patients pris en charge en dehors de la capacité disponible ;  $Rh$ , pour le nombre de patients orientés vers un autre hôpital ; et  $Mh$ , pour le coût de changement de niveaux. Les trois premiers indicateurs sont pondérés

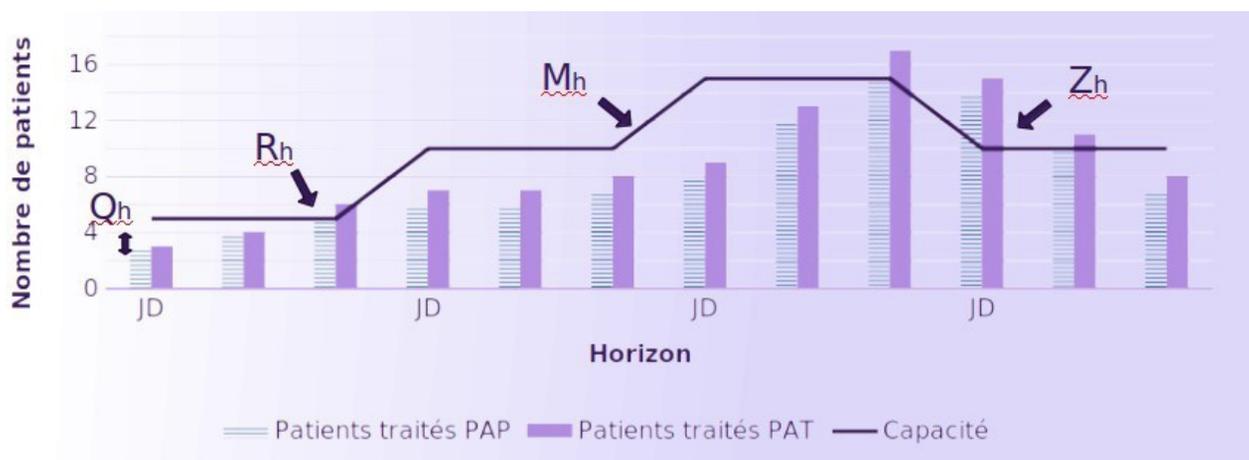


Figure 1 : Évaluation d'une solution selon les deux politiques susceptibles d'être mises en œuvre : la politique d'admission totale (PAT) et la politique d'admission partielle (PAP).

par les coefficients  $\alpha^Q$ ,  $\alpha^Z$  et  $\alpha^R$ . Le coût d'une solution (CT) est égal à la somme de ces indicateurs sur tout l'horizon considéré, comme restitué dans l'équation 1 ci-dessous et la Figure 1 ci-dessus.

$$CT = \sum_{h \in H} \alpha^Q \cdot Q_h + \alpha^R \cdot R_h + \alpha^Z \cdot Z_h + M_h \quad (1)$$

Dans la première variante, nous supposons que tous les patients sont admis, même si la capacité d'hospitalisation de l'établissement est dépassée. Cela n'est qu'une hypothèse de modélisation et ne signifie pas que dans la réalité, les patients ne seraient pas transférés ailleurs.

En modifiant la pénalité associée à de tels dépassements dans le modèle, nous rétablissons l'aversion du personnel médical à générer de telles situations.

### Politique d'admission totale (PAT)

Dans cette section, nous développons la méthodologie mise en place pour l'étude du problème de l'admission de tous les patients. Elle repose sur une fonction directe d'évaluation d'une solution obtenue par l'estimation des besoins des patients, laquelle est basée sur la probabilité d'arrivée et de la durée de séjour de ces derniers. La pertinence de ce modèle repose sur le fait que le besoin journalier en lits ne dépend pas des décisions prises au regard des capacités, puisque le principe est que tout patient est admis. Dans Eick *et al.* (1993), l'analyse des files d'attente à capacité infinie (équivalent à une admission totale) de type  $Mt/G/\infty$  permet d'établir les paramètres de la loi de Poisson que suit le besoin journalier en lits.

La première stratégie est une stratégie statique. Les décisions sont prises à l'avance sur tout l'horizon de planification. Nous définissons ainsi une fonction pour le calcul du coût entre le début de l'horizon et le jour  $h$ . Nous sommes face à deux situations : 1) aucune décision n'est prise le jour  $h$ , car on ne dispose pas de coût de changement de niveau ; 2) une décision est prise le jour  $h$ , et on retient le meilleur niveau (niveau le plus bas permettant néanmoins d'accepter tous les

nouveaux patients) au titre du jour considéré. La solution donnée par cette stratégie est une solution optimale.

La deuxième stratégie consiste à déployer là encore une stratégie statique, mais sur un horizon mobile. Se dessinent deux types d'horizons :

- dans le premier cas, on considère l'horizon comme un tout ;
- dans le second cas, l'horizon est défini en fonction d'un nouveau paramètre qui détermine le nombre de jours considérés, c'est le principe de l'horizon glissant.

Nous pouvons considérer le premier cas comme le second, avec la durée totale de l'horizon comme paramètre.

Dans la stratégie dynamique aveugle, chaque décision est prise en tenant compte du présent, mais sans aucune vision sur les jours à venir. La méthode développée ici est basée sur un seuil d'achèvement (noté  $\bar{t}$ ) déterminé selon l'équation 2 suivante, laquelle est utilisée pour décider du prochain niveau à ouvrir (noté  $P_i$ , dans un ensemble de  $|I|$  niveaux) sur les jours retenus.

$$C_h = \begin{cases} P_{|I|}, & |B_h| \geq P_{|I|} * t \\ \min\{P_i : i \in I, P_i * t \geq |B_h|\}, & \text{sinon} \end{cases} \quad (2)$$

La valeur du paramètre  $t > 0$  est optimisée empiriquement par une recherche dichotomique portant sur plusieurs scénarios.

### Politique d'admission partielle (PAP)

Dans cette section, nous proposons une politique alternative pour évaluer le modèle. Elle est basée sur la non-prise en charge de patients, qui sont réorientés vers un autre centre de soins, lorsqu'aucune place n'est disponible dans l'hôpital sous étude. Ici, le besoin journalier en lits dépend des décisions prises précédemment au regard des capacités ; l'évaluation d'une solution devient elle-même compliquée.

Pour faire face à une telle difficulté, nous décomposons le problème en deux, avec la mise en œuvre d'une procédure qui permet d'évaluer une solution et d'une procédure d'optimisation combinatoire qui génère des solutions.

Nous avons également élaboré deux méthodes pour évaluer une solution – c'est-à-dire la fixation de tous les niveaux de capacités – en calculant une approximation du besoin journalier en lits.

La première méthode d'évaluation est basée sur une approximation par une loi de Poisson du nombre de patients présents un jour déterminé.

La seconde méthode repose sur le calcul de la probabilité qu'un patient reste une journée de plus, afin de calculer le besoin en termes de places deux fois par jour, le matin (après les départs de la journée) et le soir (après les admissions).

Nous montrons expérimentalement par une comparaison avec un échantillonnage portant sur 10 000 scénarios que la deuxième approche présente une marge d'erreur deux fois moindre que la première ; elle est très proche de l'estimation faite par échantillonnage (0,001 % d'écart absolu en moyenne). Pour chacune des méthodes, le temps de calcul est inférieur à la seconde.

### Stratégies de résolution

Nous allons maintenant aborder les différentes stratégies de résolution que nous avons élaborées, en commençant par la stratégie statique. La recherche d'une solution est décomposée en deux cycles : d'abord l'initialisation, puis l'amélioration de la solution courante. Nous détaillons dans la suite de cet article chaque étape de ces deux cycles :

- Nous appliquons la stratégie statique pour développer la politique d'admission totale. Malheureusement, les coefficients des indicateurs associés à cette politique ne sont pas adaptés à la politique d'admission partielle. De nouveaux coefficients  $\alpha^2$  et  $\alpha^0$  sont donc établis. La recherche des meilleurs coefficients est basée sur une recherche par dichotomie. Une fois ces coefficients déterminés, une solution est calculée à partir de la stratégie statique venant en appui de la politique d'admission totale. Cette solution est utilisée comme solution initiale pour le cycle suivant.
- Une optimisation par recherche locale est appliquée à la solution obtenue dans la phase Initialisation. Cette optimisation se divise en deux parties :
  - Des modifications avec un incrément de 1 à chaque changement d'étape des cycles sont effectuées (le nombre minimum de lits pour pouvoir modifier une étape est affiché avec un statut ouvert/fermé). La recherche locale ne s'arrête que lorsqu'un tour d'horizon complet a été fait sans qu'aucune amélioration à la solution actuellement appliquée n'ait été apportée. Chaque jour nous essayons d'améliorer la solution mise en œuvre en jouant simultanément sur la fermeture ou l'ouverture de lits. Nous gardons la meilleure parmi trois des solutions élaborées.

- La même méthode est utilisée, mais cette fois-ci avec des incréments appliqués à deux étapes.

Ces deux parties sont mises en boucle jusqu'à ce qu'aucune d'entre elles ne génère d'amélioration.

Une autre stratégie consiste à appliquer le même modèle de résolution que celui mobilisé dans le cadre de la politique d'admission totale (en recourant à la stratégie statique vue dans la section précédente). Enfin, une dernière version de la stratégie de résolution consiste à recourir à la même opération que celle correspondant à la méthode « Dynamique aveugle » de la politique avec admission totale.

Si la solution déterminée dans le cadre de la PAT est évaluée au titre de la politique PAP sans qu'aucun changement n'ait été apporté, nous avons alors un coût de la solution (CT) de 63,07. Évaluons maintenant quelques critères des différentes étapes de l'amélioration de cette solution. La première est l'initialisation de cette solution, qui est basée sur une recherche dichotomique. Différentes précisions portant sur le coefficient ont été données (voir le Tableau 1 ci-dessous).

Précision du coefficient	Durée (en s)	Amélioration (en %)
0,1	10,6	11,28
0,01	15,6	11,36
0,001	20,75	11,54
0,0001	30,67	11,78

Tableau 1 : Évaluation des effets sur la précision du recours à la méthode de dichotomie.

Dans un deuxième temps, nous montrons dans le Tableau 2 qui suit, l'impact de notre recherche locale sur notre solution initiale.

Part	Temps (en s)	Amélioration (en %)	Nombre de changements	Over-views
RC1	69,01	4,5 %	14	3
RC2	19,15	0	0	1

Tableau 2 : Analyse de l'amélioration d'un cycle de recherche locale.

Ces résultats montrent que la deuxième phase de la recherche locale n'est pas utile. Dans la suite de la conduite de nos expériences, nous ne l'utiliserons donc pas. La méthode statique se limite donc à un passage par la recherche locale avec un changement de pas de 1 par rapport à la solution courante.

## Modèle à capacités réparties

Dans cette section, chaque hôpital a sa propre capacité. Ainsi, l'affectation des patients à différents hôpitaux peut être évaluée, ce qui n'est pas le cas du modèle à capacité unifiée.

Le premier niveau de décision porte sur le rôle à jouer par des établissements qui peuvent ou non accueillir des patients Covid sur une période déterminée. Le deuxième niveau de décision correspond à la détermination de la capacité allouée à chaque établissement pour

accueillir les patients Covid au titre de chaque période. Le troisième niveau est la répartition des patients au sein du réseau de santé. Nous avons cherché à optimiser les deux premiers niveaux de décision en intégrant l'évaluation de l'impact de ces décisions sur la performance du pilotage du parcours des patients. L'évolution de la carte des ressources hospitalières en fonction de celle de l'épidémie est donnée par la Figure 2 ci-dessous.

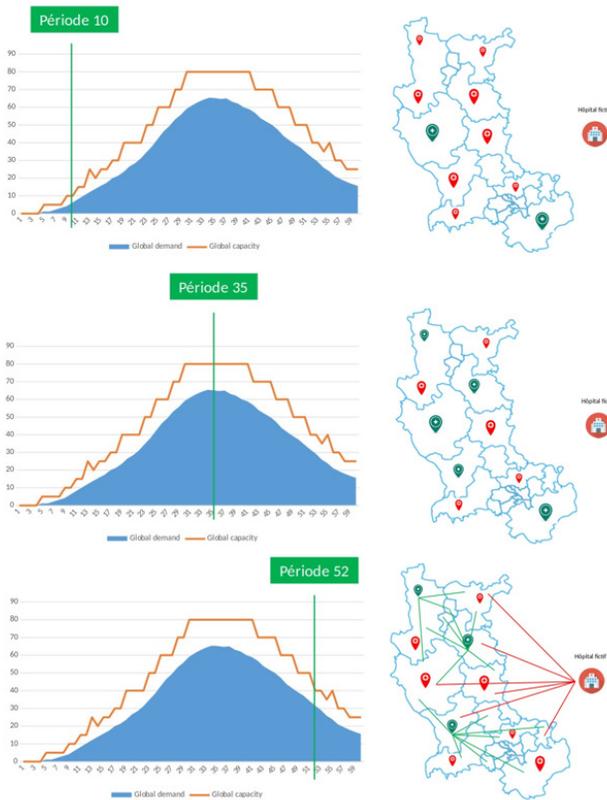


Figure 2 : Évolution de la gestion des ressources hospitalières en cours de crise.

Sur les courbes de gauche, le besoin en lits est identifié en bleu et la capacité globale associée à une solution correspond à la ligne orange. Les illustrations de droite représentent pour chacune des trois périodes sélectionnées la répartition territoriale des capacités. Les hôpitaux admettant des patients Covid apparaissent en vert, la taille de l'icône est proportionnelle au nombre de lits disponibles pour accueillir des patients Covid. L'hôpital fictif représenté à l'extérieur de la figure sert à modéliser les flux de patients qui ne sont pas pris en charge au sein du territoire.

Nous proposons deux modèles s'inscrivant dans ce contexte. Dans le premier, l'évaluation du pilotage du parcours des patients considère des affectations définitives de ceux-ci au sein des établissements. Ce n'est pas le cas pour le deuxième.

La modélisation vise à gérer deux ensembles principaux : les établissements de santé pouvant être des centres d'accueil Covid (c'est-à-dire des établissements dont les ressources peuvent avoir pour statut : « activé/désactivé/modifié ») et les patients dont les arrivées et les durées de séjour correspondent à différents scénarios épidémiologiques.

## Caractérisation du territoire de santé

Le choix des établissements de santé faisant partie du réseau des « centres d'accueil Covid » et pouvant ainsi être activés, désactivés ou modifiés à chaque étape de l'horizon temporel, se fait en fonction des caractéristiques des hôpitaux membres du groupe hospitalier territorial. Tout d'abord, il faut attribuer à chaque hôpital un niveau de capacité maximale pour chaque unité de traitement. Ce niveau décrit le nombre maximal de lits entièrement équipés qui peuvent être mobilisés en cas d'augmentation de la demande d'hospitalisation de patients contaminés. Il est défini par la capacité maximum d'accueil d'un hôpital (noté  $MQ_h$ ). Ci-dessous sont précisés les différents paramètres du modèle :

- $T$ , horizon temporel ;
- $t$ , période temporelle ;
- $H$ , ensemble des hôpitaux appartenant au GHT ;
- $h$ , hôpital ;
- $Z$ , ensemble des zones de demande ;
- $z$ , une zone de demande ;
- $MQ_h$ , capacité maximale d'un hôpital  $h$ .

Par définition,  $MQ_h = 0$  peut être interprété comme l'impossibilité pour une unité hospitalière d'être un centre d'accueil Covid, en raison notamment de l'indisponibilité des ressources requises pour traiter les patients contaminés. Étant donné que les établissements de santé doivent être intégrés de manière dynamique dans le dispositif en fonction de l'évolution de la pandémie, il convient de définir un délai  $\Delta h$  nécessaire pour que l'hôpital  $h$  soit équipé pour pouvoir traiter les patients admis, ce délai représente le temps nécessaire pour activer un hôpital en l'amenant à un certain niveau, celui le rendant apte à accueillir des patients contaminés.

De plus, une fois qu'un établissement est activé, son niveau de capacité n'est pas constant. Il peut en effet varier tout au long de l'horizon de décision en fonction des besoins en ressources exprimés par une unité hospitalière pour pouvoir satisfaire la demande. Nous définissons un ensemble de niveaux  $l$  qui peuvent être atteints par l'augmentation de la capacité, représentée par le paramètre suivant :  $q_l$  = la capacité correspondant au niveau  $l$ . La capacité maximale est notée  $q$ .

Il est important de noter que ce modèle donne la liberté de « transformer » des hôpitaux « non Covid » en hôpitaux « Covid », et ainsi de modifier la capacité d'accueil des patients : ces décisions induisent des coûts. Ces coûts ne sont pas que pécuniaires, ils peuvent être liés à divers autres facteurs. En effet, l'activation d'un hôpital pour qu'il traite des patients contaminés, ainsi que l'augmentation et le maintien de sa capacité d'admission de tels patients pourraient s'opérer au détriment d'autres activités hospitalières, qui risquent d'être retardées ou annulées afin de faire de la place et libérer du personnel médical qui serait réintégré pour apporter des soins aux malades du Covid. Un autre coût à prendre en considération est celui du transfert des patients entre les établissements. Pour afficher ces coûts, nous définissons les paramètres suivants :

- $CO_h$ , coût (fixe) d'activation d'un hôpital  $h$  pour lui permettre d'accueillir des patients contaminés ;

- $CM_h$ , coût unitaire du maintien de l'activation de ce même hôpital  $h$  pendant une période donnée ;
- $CA$ , coût unitaire de modification de la capacité d'accueil d'un hôpital ;
- $CT_{z,h}$ , coût unitaire du transfert de patients d'une zone de demande  $z$  du GHT vers l'hôpital  $h$  ( $CT_{z,0}$  représentant le coût du refus d'un accueil).

### Caractérisation du flux de patients

Notre modélisation s'appuie sur des données territoriales relatives à l'évolution de la pandémie de Covid-19, afin de définir un scénario des arrivées des patients dans chaque zone de demande du GHT, pour chaque période. Il est important de mentionner que la courbe épidémique territoriale sur laquelle nous nous basons pour calculer les taux d'arrivées, est construite à partir du nombre de patients arrivant à chaque période au niveau de l'ensemble du GHT, donc sans spécifier à quelle zone de demande  $z$  ces patients sont rattachés.

Nous supposons qu'à chaque période de temps  $t$ , le nombre de patients arrivant chaque jour suit une distribution de Poisson de moyenne  $\lambda_t$ . Le volume de patients suivant cette loi est divisé en  $|Z|$  flux avec des probabilités  $q_z$ . La répartition des flux s'opère selon certains critères propres à chaque zone, comme la densité de population de la zone de demande  $z$ . Ainsi, l'on obtient un volume d'arrivées de patients  $A_{z,t}$  dans chaque zone, pour chaque période de temps.

Nous définissons également  $D_{z,t}$ , la demande de la zone  $z$  à la période  $t$ . Dans le premier modèle, les demandes d'accueil sont définitivement assignées aux hôpitaux à chaque période d'arrivée de patients. Mais, dans le second modèle, cette affectation est reconsidérée à chaque période ; la demande pour une période donnée correspond donc à l'accumulation des demandes enregistrées au titre des périodes précédentes auxquelles s'ajoutent les nouvelles demandes. Nous noterons la durée de séjour  $LOS$ .

$$D_{z,t} := \begin{cases} A_{z,t} & \text{dans le modèle 1} \\ \sum_{\tau=1}^t |\{\text{les patients arrivent à } \tau : LOS \geq t - \tau + 1\}| & \text{dans le modèle 2} \end{cases}$$

### Modèle à affectation définitive

Pour répondre au problème évoqué ci-dessus, il est proposé un modèle d'optimisation qui détermine, à

chaque période  $t$ , le sous-ensemble des établissements de santé qui doivent être ouverts (« activés ») ou fermés (« désactivés »), c'est-à-dire qu'une unité déterminée de cet établissement sera équipée pour recevoir et traiter les patients contaminés ou, au contraire, qu'elle cessera de les admettre. Pour ce faire, nous définissons la variable de décision suivante :

$$N_{h,t} = \begin{cases} 0 & \text{si l'hôpital } h \text{ n'est pas disponible à la période } t; \\ 1 & \text{si l'hôpital } h \text{ est activé à la période } t; \end{cases}$$

En outre, lors de la sélection d'un hôpital pour recevoir des patients contaminés, le modèle détermine également la capacité d'accueil de cet établissement à chaque période  $t$ . Ces valeurs seront représentées par les variables de décision suivantes :

$$y_{i,h,t} = \begin{cases} 1 & \text{si la capacité de l'hôpital } h \text{ est fixée au niveau } i \text{ à la période } t; \\ 0 & \text{sinon;} \end{cases}$$

Une autre variable  $Q_{h,t} := q_i * y_{i,h,t} \in \{0, \dots, MQ_h\}$  correspond au « niveau de capacité » d'une unité traitant des patients contaminés dans l'hôpital  $h$  sur la période  $t$ , où  $q_i$  est le nombre de lits au niveau  $i$ .

En fonction du sous-ensemble d'hôpitaux dont l'ouverture est décidée, des décisions sont prises concernant le transfert de patients d'une zone de demande  $z$  vers un hôpital  $h$ . Pour modéliser ces décisions, nous définissons la variable  $x_{z,h,t}$  comme le ratio des patients de la zone de demande  $z$  affectés à l'hôpital  $h$  sur la période  $t$ . Dans ce qui suit, les deux cas, valeurs binaires et valeurs fractionnaires, sont considérés pour  $x_{z,h,t}$ . Nous définissons également une variable  $S_{h,t}$  pour représenter le nombre de patients encore dans l'hôpital  $h$  à la période  $t$ .

En tant que fraction d'une distribution de Poisson, les arrivées des patients dans une zone de demande  $A_{z,t}$  suivent donc une distribution de même type (une demande qui est égale à la demande d'affectation  $D_{z,t}$  dans la zone  $z$  à la période  $t$ ),  $S_{h,t}$  suit également une distribution de Poisson avec le paramètre  $\lambda_{h,t}$ .

Le modèle de décision est formulé comme suit :

$$\begin{aligned} \min \quad & \sum_{h \in H} \sum_{t \in T} CO_h * \max\{N_{h,t} - N_{h,t-1}, 0\} + \sum_{h \in H} \sum_{t \in T} CM_h * Q_{h,t} + \\ & \sum_{h \in H} \sum_{t \in T - \{0\}} CA * |Q_{h,t} - Q_{h,t-1}| + \sum_{z \in Z} \sum_{h \in H} \sum_{t \in T} CT_{z,h} * \mathbb{E}[D_{z,t}] * x_{z,h,t} \quad (3) \end{aligned}$$

s.t.

- un délai  $\Delta h$  doit être pris en compte avant de pouvoir faire passer le statut d'un hôpital de « inactif » à « actif » :

$$N_{h,t} = N_{h,0} \quad ; \quad \forall h \in H, \quad ; \quad 1 \leq t < \Delta_h \quad (4)$$

- à chaque période  $t$ , la capacité de l'hôpital  $h$  est déterminée par le niveau  $q_i$  auquel elle est fixée :

$$Q_{h,t} = \sum_i q_i * y_{i,h,t} \quad ; \quad \forall h \in H, t \in T \quad (5)$$

- la capacité de l'hôpital  $h$  ne peut pas être fixée à des niveaux différents au cours de la même période  $t$  :

$$\sum_i y_{i,h,t} = N_{h,t} \quad ; \quad \forall h \in H, t \in T \quad (6)$$

- la valeur attendue de la demande en  $z$  à la période  $t$  est égale à :

$$\mathbb{E}[D_{z,t}] = \mathbb{E}[A_{z,t}] \quad ; \quad \forall z \in Z, t \in T \quad (7)$$

- la valeur attendue au regard du nombre de patients traités à l'hôpital  $h$  à la période  $t$  est égale à la somme des valeurs attendues des arrivées de patients (rappelez que  $A_{z,t} = D_{z,t}$  dans ce modèle) transférés à l'hôpital  $h$ , en tenant compte des probabilités de leur durée de séjour.

$$\begin{aligned} \mathbb{E}[S_{h,t}] &= \lambda_{h,t} = \sum_{z \in Z} \sum_{\tau=0}^{\min\{\bar{t},t\}-1} \mathbb{E}[D_{z,t-\tau}] * P(LOS \geq \tau + 1) * x_{z,h,t-\tau} \\ &= \sum_{z \in Z} \sum_{\tau=0}^{\min\{\bar{t},t\}-1} \mathbb{E}[A_{z,t-\tau}] * P(LOS \geq \tau + 1) * x_{z,h,t-\tau} \quad ; \quad \forall h \in H, t \in T \end{aligned} \quad (8)$$

$$\sum_{h \in H} x_{z,h,t} = 1 \quad ; \quad \forall z \in Z, t \in T \quad (9)$$

$$x_{z,h,t} \leq N_{h,t} \quad ; \quad \forall z \in Z, h \in H, t \in T \quad (10)$$

- la contrainte (10) impose que le nombre de patients traités à l'hôpital  $h$  à la période  $t$  ne dépasse pas le niveau de capacité de celui-ci, avec une probabilité qui vérifie, pour un  $\alpha$  donné :

$$P[S_{h,t} \leq Q_{h,t}] \geq 1 - \alpha \quad (11)$$

Soit  $\lambda_{\alpha,q^i}$  la valeur attendue du stock suivant une distribution de Poisson des patients pour laquelle la contrainte (11) est vérifiée avec une égalité  $P[S_{h,t} = q] = 1 - \alpha$ .

La contrainte linéaire est construite à l'aide de ce préprocesseur :

$$\mathbb{E}[S_{h,t}] \leq \sum_{i \in I - \{0\}} \lambda_{\alpha,q^i} * y_{i,h,t} + \lambda_{\alpha,q^0} * (1 - N_{h,t}) \quad ; \quad \forall h \in H - \{h_0\}, t \in T \quad (12)$$

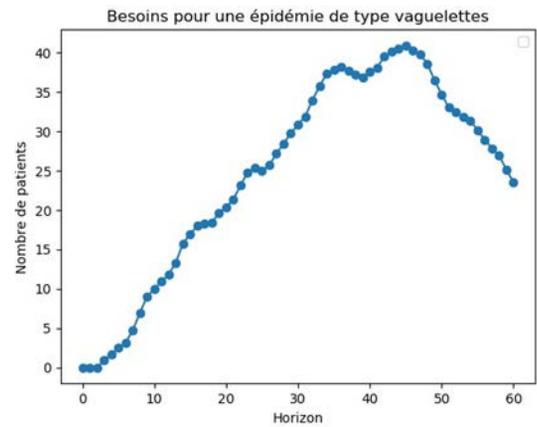
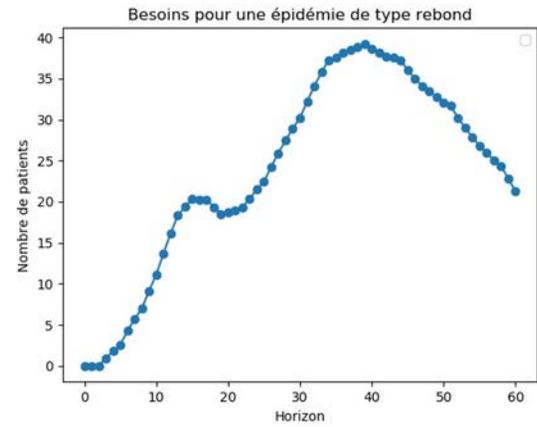
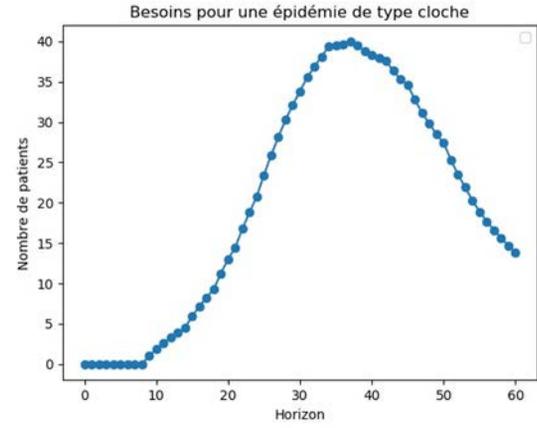


Figure 3 : Scénarios épidémiques.

Pour une valeur fixée de  $\alpha$  et pour chaque niveau de capacité  $q_p$ , l'objectif est de calculer  $\lambda_{\alpha, q_p}$

Notons  $F_{\alpha, q}(\lambda) = P[P(\lambda) \leq q]$  la fonction décroissante de  $\lambda$  pour des valeurs données de  $\alpha$  et  $q$ . Pour chaque  $q = q_p, i \in I$ , une approche dichotomique de la valeur de  $\lambda$  converge vers  $\lambda_{\alpha, q}^*$ , telle que  $F_{\alpha, q}(\lambda^*) = 1 - \alpha$ .

**Modèle à réaffectations**

Contrairement au modèle précédent, la variable  $D_{z,t}$  représentant le nombre de patients (la demande) dans

la zone  $z$  à la période  $t$ , correspond ici à un cumul sur l'ensemble des périodes précédentes des arrivées de patients dont le séjour n'est pas arrivé à son terme. Cela peut être décrit comme le retour desdits patients dans leurs zones de demande respectives après chaque période de temps, à l'exception de ceux ayant quitté l'hôpital.

La fonction objectif est formulée comme suit :

$$\begin{aligned} \min \sum_{h \in H} \sum_{t \in T} CO_h * \max\{N_{h,t} - N_{h,t-1}, 0\} + \sum_{h \in H} \sum_{t \in T} CM_h * Q_{h,t} + \\ \sum_{h \in H} \sum_{t \in T - \{0\}} CA * |Q_{h,t} - Q_{h,t-1}| + \sum_{z \in Z} \sum_{h \in H} \sum_{t \in T} CT_{z,h} * \mathbb{E}[D_{z,t}] * x_{z,h,t} \end{aligned} \tag{13}$$

Dans ce modèle, la demande attendue de patients –  $\mathbb{E}[D_{z,t}]$  – et le stock attendu de patients –  $\mathbb{E}[S_{h,t}]$  – sont calculés à l'aide des équations suivantes, lesquelles remplacent les contraintes (7) et (8) du modèle précédent :

$$\mathbb{E}[D_{z,t}] = \sum_{\tau=0}^{\min\{\bar{t}, t\}-1} \mathbb{E}[A_{z,t-\tau}] * P(LOS \geq \tau + 1) \quad ; \quad ; \forall z \in Z, t \in T \tag{14}$$

$$\begin{aligned} \mathbb{E}[S_{h,t}] &= \sum_{z \in Z} \mathbb{E}[D_{z,t}] * x_{z,h,t} \\ &= \sum_{z \in Z} \sum_{\tau=0}^{\min\{\bar{t}, t\}-1} \mathbb{E}[A_{z,t-\tau}] * P(LOS \geq \tau + 1) * x_{z,h,t} \quad ; \quad ; \forall h \in H, t \in T \end{aligned} \tag{15}$$

**RÉSULTATS DU MODÈLE À CAPACITÉ UNIFIÉ**

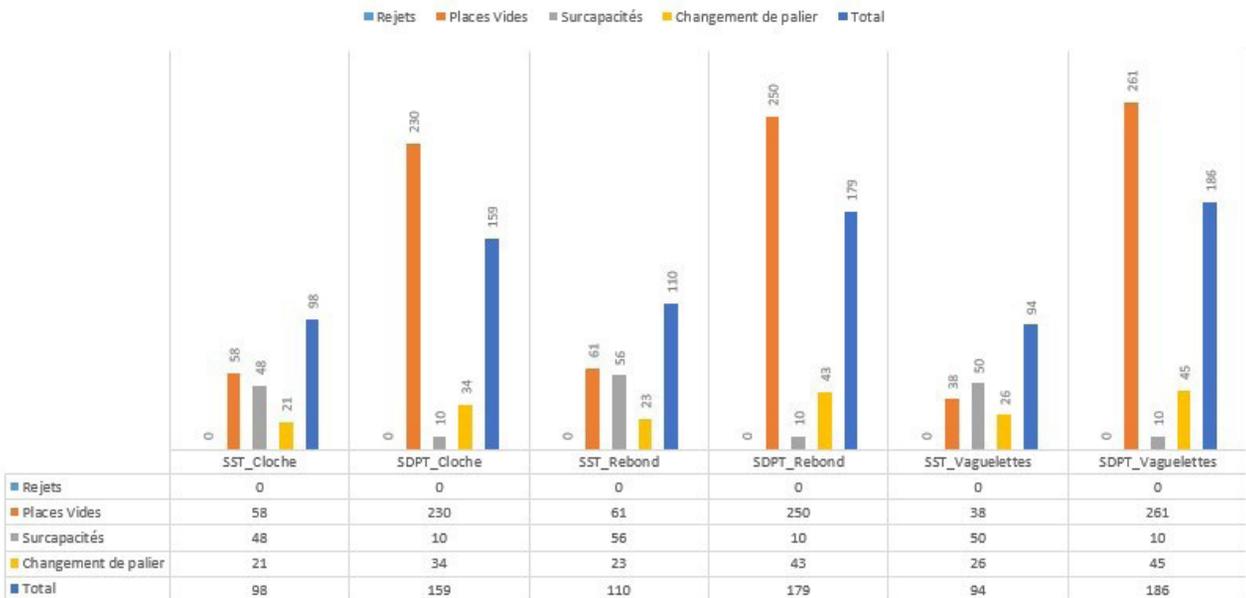


Figure 4 : Résultats des expérimentations numériques pour le modèle à capacité unifiée.

## Expérimentations numériques

### Données et paramétrages

Nos expérimentations mettent en œuvre les trois scénarios épidémiques suivants (voir les trois courbes de la Figure 3 de la page 68). Ceux-ci correspondent à peu près aux trois premières vagues de la Covid-19 que la France a subies.

Nous précisons que pour construire ces courbes, nous avons retenu une durée de séjour suivant une loi log-normale de moyenne de douze jours.

### Performances des modèles

#### Modèle à capacité unifiée

Ce modèle propose plusieurs stratégies présentant des fonctionnements différents (statique (SS) ou dynamique (SD)) et reposant sur deux politiques d'évaluation (totale (T) ou partielle (P)). Ces deux stratégies ont été comparées en les appliquant sur les trois scénarios épidémiques précités. Les résultats de cette comparaison (voir la Figure 4 de la page précédente) ont été obtenus sur la base de la configuration suivante :

- un horizon de temps à 61 jours ;
- la fréquence entre les jours de prise de décision (jours où est décidé un changement de niveau de la capacité d'accueil) ;
- ce changement de capacité est effectif à partir du lendemain du jour de la prise de décision.

Les résultats restitués dans cette Figure 4 montrent que la stratégie dynamique est dans tous les cas moins efficace que la stratégie statique. De nos résultats, il ressort que même dans des conditions réalistes (avec une fréquence de prise de décision tous les trois jours) et optimales (avec une mise en place très rapide de la capacité), la SDP (stratégie dynamique partielle) reste une mauvaise option, et ce même si la prévision des arrivées est de bonne qualité sur l'ensemble de l'horizon.

Ces résultats montrent, au contraire, que l'approche statique mise en place est performante pour aboutir à de bonnes prévisions. Les futures expérimentations se concentreront sur la mise en œuvre de cette stratégie en adoptant un horizon glissant. Le but sera de déterminer non seulement les impacts de la qualité de la prévision sur les modèles, mais aussi la taille de l'horizon sur lequel travailler en fonction de la qualité de la solution et du paramétrage désirée par les hôpitaux pour optimiser leur prise de décision. Ces futures expérimentations seront basées sur la qualité prévisionnelle définie par l'Institut Pasteur.

#### Modèle à capacités réparties

Dans le cas de la modélisation à capacités réparties, un plan d'expérimentation préliminaire a été élaboré dans le but d'observer le comportement de nos modèles ainsi que d'analyser l'impact de certains paramètres sur les stratégies de (re)déploiement des capacités hospitalières.

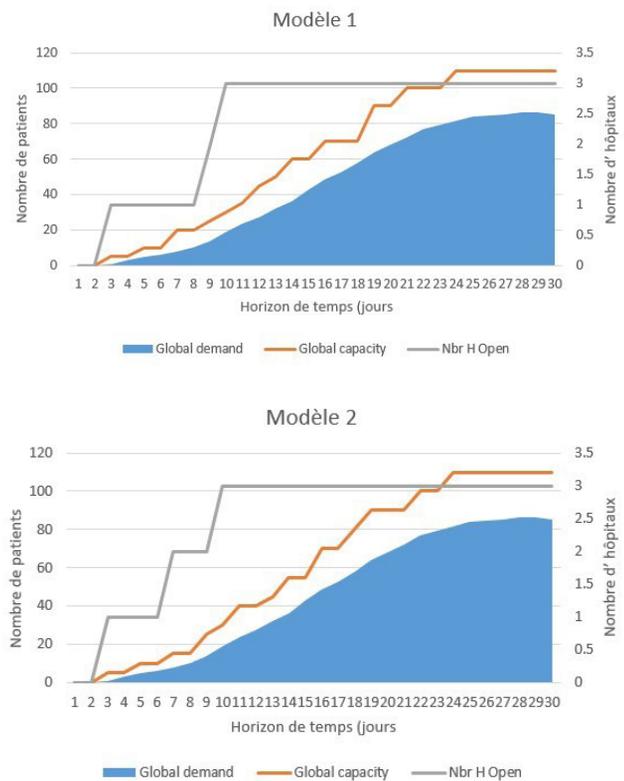


Figure 5 : Comparaison entre les stratégies de déploiement de capacités mises en place selon les modèles 1 et 2.

La Figure 5 ci-dessus décrit l'évolution, sur une instance de 30 jours, de la capacité globale d'accueil de cinq hôpitaux, pour cinq zones de demande, au travers des décisions prises sur la base des stratégies présentées dans la section précédente. À travers l'exemple restitué dans cette figure ainsi que plusieurs tests réali-

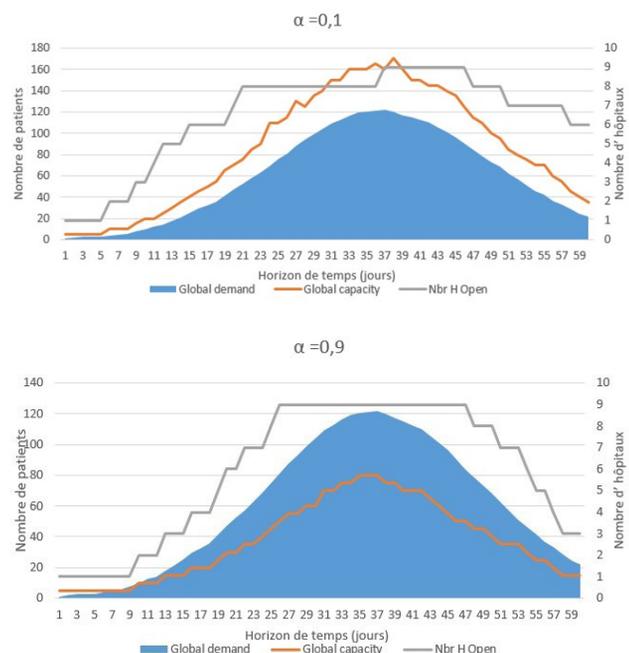


Figure 6 : Effet du choix de la valeur du paramètre  $\alpha$  sur les décisions de déploiement des capacités hospitalières.

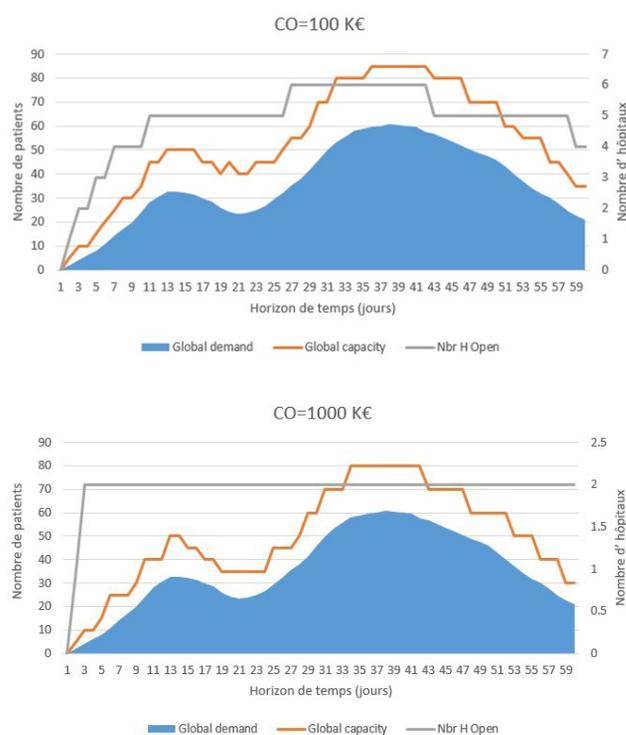


Figure 7 : Comparaison des solutions obtenues pour deux valeurs différentes du coût fixe d'ouverture d'un établissement.

sés sur d'autres instances, nous démontrons que si les décisions d'ouverture ou de fermeture d'établissements sont prises de façon distincte selon les deux modèles envisagés, l'évolution de la capacité globale d'accueil reste cependant assez proche.

Comme expliqué précédemment, le niveau d'occupation des unités hospitalières est contraint par un paramètre  $\alpha$ . La Figure 6 de la page précédente illustre l'impact de ce dernier sur les décisions d'ouverture d'établissements ainsi que sur le choix des niveaux de capacités. L'appréciation de cette incidence s'opère sur la base de deux valeurs différentes de  $\alpha$ , dont l'une est proche de 1 qui correspond à un seuil faible en termes de niveaux de capacités. Cela garantit que si la proportion des patients admis reste en dessous de ce seuil, des places se trouvent ainsi libres pour servir à d'autres activités (ce qui est la pratique habituelle des services de soins). Si une telle situation réduit les coûts liés aux niveaux de capacités en lits, elle augmente cependant les rejets de patients.

Dans la figure 7 ci-dessus, sont comparées deux solutions obtenues pour deux valeurs du coût fixe d'ouverture d'un établissement. Attribuer une valeur assez grande à ce coût n'impacte pas de manière significative l'évolution de la capacité globale d'accueil. On peut également observer que celle-ci peut être atteinte en mobilisant moins d'établissements sur la quasi-totalité de l'horizon temporel. Cependant, cela peut entraîner plus de rejets de patients lors de certaines périodes, ainsi qu'une augmentation du coût lié à l'affectation de ces derniers, qui s'explique par un manque de recouvrement entre les zones de demande.

## Conclusion

Adapter la capacité hospitalière aux besoins paraît inéluctable en cas de crise sanitaire pour éviter toute surchauffe du système et une pause trop longue dans les activités médicales non liées à l'épidémie en cours.

Une gestion multi-sites et dynamique s'impose pour pouvoir s'adapter aux aléas épidémiologiques, mais aussi aux évolutions comportementales des individus et décisionnelles des gouvernements.

Cependant, les organisations hospitalières ont besoin de planifier à l'avance les déploiements importants de capacités. Dans notre étude, nous nous sommes focalisés sur la nécessité d'accroître le nombre des lits en réanimation, ce qui implique de mobiliser toute une série de ressources pour pouvoir augmenter ces capacités.

Les problèmes liés à l'optimisation des décisions sous-jacentes à la mise en place de tels systèmes sont particulièrement difficiles à résoudre. Nous avons donc proposé des simplifications en termes de modélisation, comme l'agrégation des capacités de plusieurs hôpitaux. Cependant, une résolution efficace des problèmes rencontrés en répondant à nombre de caractéristiques de ceux-ci, notamment les incertitudes sur les flux, repose sur une exploitation fine des propriétés de répartition des besoins et de la mesure de la satisfaction de la demande. L'exploitation de résultats d'analyse des files d'attente et le recours à des techniques de modélisation linéaire en nombres entiers nous ont permis de proposer des méthodes permettant de concevoir en quelques minutes seulement des solutions pour pouvoir élaborer des plans d'optimisation des capacités appelés à s'appliquer sur plusieurs semaines.

Outre l'élaboration d'un plan d'expérience plus étendu pour affiner les conclusions de nos premiers résultats préliminaires, il nous reste encore plusieurs sujets à aborder dans le cadre de notre recherche. En premier lieu, le parcours des patients pourrait être plus intégré à certaines des étapes amont de l'hospitalisation et aval des soins de suite.

Un système plus complet d'aide à la décision pourrait être mis en place grâce à une exploitation de nos outils, notamment pour élaborer des plans d'utilisation de ressources hospitalières se déclinant sur un large spectre, des ressources à la fois humaines et matérielles.

Enfin, il pourrait être opérée une comparaison entre les différents guides généraux de déploiement des ressources (centralisées *versus* distribuées) en recourant à une partie de nos outils. De même, ces derniers pourraient permettre de dégager les meilleurs compromis en fonction des différents types d'épidémies identifiés.

## Références bibliographiques

ALBAN A., CHICK S. E., DONGELMANS D. A., VLAAR A. P. J. & SENT D. (2020a), "Icu capacity management during the Covid-19 pandemic using a process simulation", *Intensive Care Medicine* 46(8), pp. 1624-1626.

- ALBAN A., CHICK S. E., DONGELMANS D. A., VLAAR A. P. J., SENT D. & GROUP S. (2020b), "Icu capacity management during the covid-19 pandemic using a process simulation", *Intensive Care Medecine*.
- ARABI Y. M., MURTHY S. & WEBB S. (2020), "Covid-19: a novel coronavirus and a novel challenge for critical care", *Intensive Care Medicine* 46(5), pp. 833-836.
- COULOIGNER V., SCHMERBER S., NICOLLAS R., COSTE A., BARRY B., MAKEIEFF M., BOUDARD P., BEQUIGNON E., MOREL N. & LESCANNE E. (2020), « Covid-19 et chirurgie ORL », *Annales françaises d'oto-rhino-laryngologie et de pathologie cervico-faciale* 137(3), pp. 152-157.
- CURRIE C. S., FOWLER J. W., KOTIADIS K., MONKS T., ONGGO B. S., ROBERTSON D. A. & TAKO A. A. (2020), "How simulation modelling can help reduce the impact of Covid-19", *Journal of Simulation* 14(2), pp. 83-97.
- MINISTÈRE DE LA SANTÉ ET DES SOLIDARITÉS (2006), « Plan blanc et gestion de crise – Guide d'aide à l'élaboration des plans blancs élargis et des plans blancs des établissements de santé ».
- DEFRANCQ F., VAN OOST S., LEMTIRI J., FONTAINE S., MAISONNEUVE A., LAMBIOTTE F. & ELBEKI N. (2020), « Prise en charge Covid-19 au sein des soins critiques du plus important centre hospitalier général de France : comment la coordination urgences, réanimation et anesthésie a permis de gérer avec succès l'épidémie de coronavirus sur le territoire valenciennois ? », *Anesthésie & Réanimation* 6(5), pp. 440-454.
- MINISTÈRE DES AFFAIRES SOCIALES, DE LA SANTÉ ET DES DROITS DES FEMMES – DIRECTION GÉNÉRALE DE LA SANTÉ (2014), « Aide à l'organisation de l'offre de soins en situations sanitaires exceptionnelles ».
- EICK S. G., MASSEY W. A. & WHITT W. (1993), "The physics of the  $m/g/\infty$  queue", *Operations Research* 41(4), pp. 731-742.
- EL-HAGE W., HINGRAY C., LEMOGNE C., YRONDI A., BRUNAUT P., BIENVENU T., ETAIN B., PAQUET C., GOHIER B., BENNABI D., BIRMES P., SAUVAGET A., FAKRA E., PRIETO N., BULTEAU S., VIDAILHET P., CAMUS V., LEBOYER M., KREBS M.-O. & AOUIZERATE B. (2020), « Les professionnels de santé face à la pandémie de la maladie à coronavirus (Covid-19) : quels risques pour leur santé mentale ? », *L'Encéphale* 46(3), Supplément, S73–S80, Covid-19 et psychiatrie en France.
- EL-RIFAI W., GARAIX T., AUGUSTO V. & XIE X. (2015), "A stochastic optimization model for shift scheduling in emergency department, Health Care", *Management Science* 18/3, pp. 289-302, SSCI, IF:1.172.
- FAKHRY N., SCHULTZ P., MORINIÈRE S., BREUSKIN I., BOZEC A., VERGEZ S., DE GARBORY L., HARTL D., TEMAM S. E., LESCANNE V. C., BARRY B., SFORL & SFCCF (2020), « Consensus français sur la pratique de la chirurgie oncologique ORL pendant la pandémie de Covid-19 », *Annales françaises d'oto-rhino-laryngologie et de pathologie cervico-faciale* 6796(3), pp. 147-225.
- GAGLIANO A., VILLANI P. G., CO' F. M., MANELLI A., PAGLIA S., BISAGNI P. A. G., PEROTTI G. M., STORTI E. & LOMBARDO M. (2020), "Covid-19 epidemic in the middle province of northern italy: Impact, logistics, and strategy in the first line hospital", *Disaster Medicine and Public Health Preparedness*, pp. 1-5.
- GRASSELLI G., PESENTI A. & CECCONI M. (2020), "Critical care utilization for the Covid-19 outbreak in Lombardy, Italy: early experience and forecast during an emergency response", *Jama* 323(16), pp. 1545-1546.
- KLEIN M. G., CHENG C. J., LII E., MAO K., MESBAHI H., ZHU T., MUCKSTADT J. A. & HUPERT N. (2020), "Covid-19 models for hospital surge capacity planning: A systematic review", *Disaster Medicine and Public Health Preparedness*, pp. 1-8.
- LACASA L., CHALLEN R., BROOKS-POLLOCK E. & DANON L. (2020), "A flexible method for optimising sharing of healthcare resources and demand in the context of the Covid-19 pandemic", *PLOS ONE* 15(10):e0241027.
- MCCABE R. and al. (2020), "Adapting hospital capacity to meet changing demands during the Covid-19 pandemic", *BMC Medecine*.
- MEHROTRA S., RAHIMIAN H., BARAH M., LUO F. & SCHANTZ K. (2020), "A model of supply-chain decisions for resource sharing with an application to ventilator allocation to combat Covid-19", *Naval Research Logistics (NRL)* 67(5), pp. 303-320.
- NONATO L. G., PEIXOTO P., PEREIRA T., SAGASTIZ'ABAL C. & SILVA P. J. (2022), "Robot dance: A mathematical optimization platform for intervention against Covid-19 in a complex network", *EURO Journal on Computational Optimization*, 10:100025.
- PHUA J., WENG L., LING L., EGI M., LIM C.-M., DIVATIA J. V., SHRESTHA B. R., ARABI Y. M., NG J., GOMERSALL C. D., NISHIMURA M., KOH Y. & DU B. (2020), "Intensive care management of coronavirus disease 2019 (Covid-19): challenges and recommendations".
- WEISSMAN G. E. et al. (2020), "Locally informed simulation to predict hospital capacity needs during the Covid-19 pandemic", *Annals of Internal Medicine* 173(8), pp. 680-681, PMID: 33075245.
- WHO (2021), "Covid-19 strategic preparedness and response plan".
- XIE J., TONG Z., GUAN X., DU B., QIU H. & SLUTSKY A. S. (2020), "Critical care crisis and some recommendations during the Covid-19 epidemic in China", *Intensive Care Medicine* 46(5), pp. 837-840.
- ZHANG T., MCFARLANE K., VALLON J., YANG L., XIE J., BLANCHET J., GLYNN P., STAUDENMAYER K., SCHULMAN K. & SCHEINKER D. (2020), "A model to estimate bed demand for Covid-19 related hospitalization", *medRxiv*.