

Organisation des capacités hospitalières en réanimation durant une période de crise épidémiologique

Camille BREEN^{1,2}, Alexandre BENOIST², Thierry GARAIX¹,
Stephane KIRCHE² et Xiaolan XIE¹

¹ Mines Saint-Etienne, Univ Clermont Auvergne, INP Clermont Auvergne, CNRS, UMR 6158
LIMOS, F - 42023 Saint-Etienne France

`pre.nom@mines-stetienne.fr`

² Hopital William Morey, 4 Rue Capitaine Drillien, 71321 Chalon-sur-Saône FRANCE

Mots-clés : *Aide à la décision, programmation dynamique, optimisation, simulation.*

1. Introduction. Face aux situations de crise sanitaire, on observe des difficultés organisationnelles dues à la rareté des ressources. Lors de l'apparition d'une nouvelle pathologie, l'organisation des parcours de soins adaptatifs et leur logistique doivent être déployés rapidement.

Les institutions nationales et internationales proposent des lignes directrices pour faire face aux crises sanitaires (plan OMS [6], 'Plan ORSAN' [2]). Les plans pour les hôpitaux comme le 'Plan Blanc' [1] décrivent certaines actions à réaliser mais ils ne sont pas adaptés à chaque crise spécifique et les gestionnaires ont besoin d'aide pour mettre en place de bonnes organisations.

Cette recherche vise à fournir des outils pour aider les hôpitaux à gérer les places en cas d'épidémies. Le cas d'étude lié à ce travail est la pandémie de la COVID-19. Nous considérons des places en réanimation, qui ont été les ressources médicales les plus critiques pendant la crise de la COVID.

Les hôpitaux doivent faire face à deux problèmes contradictoires : (i) admettre et traiter le nombre maximal de patients COVID et (ii) maintenir le taux d'activité maximale pour les autres maladies critiques avant et après l'apparition de l'épidémie.

2. Description des problèmes. En raison de l'ampleur de la propagation de la maladie, la première action est très limitée puisque tous les établissements proches sont touchés et se font concurrence pour obtenir des équipements essentiels. On définit donc une hypothèse selon laquelle la structure hospitalière étudiée (régionale, GHT, etc) est un unique établissement. Si les patients sont redirigés vers un autre hôpital celui-ci est considéré comme hors du périmètre étudié.

On cherche ici à résoudre un problème de planning de capacité. Pour cela nous nous basons sur des courbes de prévisions d'arrivées [4], une distribution des durées de séjour (tirées des données réelles (moyenne de 15 jours)), et un ensemble de paliers noté P (nombre de places ouvertes) dans I possibilités. On considère également un état initial de remplissage de l'hôpital, et une loi d'arrivée est définie selon une loi de Poisson de paramètre une distribution qui chaque jour fournit la moyenne d'arrivée, les arrivées du jour sont notées A_h . Le besoin en place journalier est noté B_h ,

Une solution est caractérisée par le palier défini chaque jour, on le note N_h , c'est un nombre de place. Nos indicateurs de performance sont calculés chaque jour. Pour chaque jour h , on a :

indicateur	notation	formule	coeff
les places inoccupées	Q_h	$\max(B_h - N_h, 0)$	α^-
les places occupées en surcapacité	R_h	$\max(N_h - B_h - A_h, 0)$	α^+
le coût de changement de palier	O_h	CC_{N_{h-1}, N_h} et $O_0 = 0$	1

Le but de cette étude est de minimiser la fonction objectif suivante : $\min(CT = \sum_{h \in H} \alpha^+ Q_h + \alpha^- R_h + O_h)$.

Nous appliquons la politique suivante à ce problème : admission totale. Tous les patients sont admis en réanimation dans l'hôpital étudié. Il n'y a pas de rejet, ni de transfert d'un patient vers un autre établissement.

3.Méthodes de résolutions. Nous proposons différentes stratégies de résolution pour ce problème.

- statique : Les décisions sont prises à l’avance sur tout l’horizon de planification. On calcule analytiquement l’espérance du nombre de patients à prendre en charge chaque jour sous les hypothèses faites sur les variables aléatoires, comme vu dans l’article [3]. On montre aussi que l’évaluation des décisions prises pour un jour donné ne dépend que du palier défini pour la veille. De là, par programmation dynamique, on obtient la stratégie optimisant l’espérance de l’objectif.

Notations :

- dc , la fonction de coût pour Q_h et R_h calculée par l’équation : $dc(p, h) = \alpha^+ * \max(B_h - P_p, 0) + \alpha^- * \max(P_p - B_h, 0)$
- ϵ , le délai en jour, pour ouvrir une place après la prise de décision de l’ouvrir
- γ , le nombre de jour entre deux prises de décision

Pour une fréquence de décision γ , et un délai de ϵ : Si il n’y a pas de prise de décision le jour h : $V(p, h) = V(p, h - 1) + dc(p, h)$.

Si il y a une prise de décision le jour h : $V(p, h) := \min_{p' \in I} \{V(p', h - 1) + CC(p', p) + dc(p, h)\}$.
Le coût total est donné par l’équation : $CT = V(p, |H|)$.

- dynamique aveugle : chaque décision est prise en connaissance du passé mais sans vision sur les jours à venir. La méthode développée ici est basée sur un seuil de remplissage selon l’équation : $N_h = \begin{cases} p_{|I|}, & \text{si } |B_h| \geq p_{|I|} * t \\ \min\{p_i : i \in I, p_i * t \geq |B_h|\}, & \text{sinon} \end{cases}$

4. Expérimentations. Nos solutions sont évaluées sur 1000 scénarios différents, les résultats donnés sont des moyennes sur les évaluations et leurs intervalles de confiance à 95%.

Lors des différentes expérimentations nous manions les paramètres suivants : le pas s entre deux paliers, γ et ϵ .

La matrice CC est définie par la formule suivante $CC_{p_i, p_j} = u_n$ où $u_n = s \frac{n(n+1)}{8}$ avec $n = |i - j|$. On définit les coefficients suivants : $\alpha^+ = 1$; $\alpha^- = 1/15$; $\alpha^R = 1$.

Lors de nos différentes expérimentations nous avons noté l’influence de nos paramètres sur nos résultats. Le premier paramètre (les différents paliers) a été mis en place pour tester différentes stratégies mises en place au travers des vagues : ouverture de quelques places par services, ouverture de services entiers dédiés à la COVID-19, etc. Les autres, avec P fixé à $\{0, 5, 10, 15, 20, 25, 30, 35, 40, 45, 50\}$, sont illustrés dans le tableau suivant :

paramètre	dynamique	statique	comparaison
$\epsilon = 1, \gamma = 1$	101 [100 :102]	108 [107 :110]	dynamique 6% mieux
$\epsilon = 1, \gamma = 3$	330 [329 :332]	112 [111 :113]	statique 66% mieux
$\epsilon = 3, \gamma = 1$	128 [127 :130]	108 [107 :109]	statique 16% mieux

5. Conclusion. Nos résultats montrent que la stratégie dynamique propose une meilleure adaptation à chaque solution. Malheureusement cette méthode n’ayant aucune visibilité de l’avenir, l’ajout d’un délai où la prise de décision non journalière, la rend désuète. La situation avec un $\gamma = \epsilon = 1$, étant non envisageable au sein des hôpitaux nous nous tournerons vers les méthodes statiques que nous avons montrées plus performantes.

Ces premiers résultats laissent supposer qu’utiliser une prévision des durées de séjour et des arrivées permet d’établir un bon échelonnement des paliers à l’avance, permettant l’utilisation de cet outil par les structures hospitalières.

D’autres expérimentations sont en cours et seront présentées à la conférence, pour évaluer plus précisément la durée de planification pertinente en fonction de la qualité des prévisions. Nous utilisons les données de l’Institut Pasteur [5] comme référence en terme de prévision. Une politique avec la possibilité de transfert des patients est aussi en cours d’étude.

Références

- [1] Ministère de la Santé et des Solidarités. Plan blanc et gestion de crise, guide d’aide à l’élaboration des plans blanc élargis et des plans blanc des établissements de santé. 2006.
- [2] Ministère des Affaires sociales, de la Santé et des Droits des femmes, and Direction générale de la santé. Aide à l’organisation de l’offre de soins en situations sanitaires exceptionnelles. 2014.
- [3] Stephen G. Eick, William A. Massey, and Ward Whitt. The physics of the $m_t/g/\infty$ queue. *Operations Research*, 41(4) :731–742, 1993.
- [4] Michael G. Klein, Carolyann J. Cheng, Evonne Lii, Keying Mao, Hamza Mesbahi, Tianjie Zhu, John A. Muckstadt, and Nathaniel Hupert. Covid-19 models for hospital surge capacity planning : A systematic review. *Disaster Medicine and Public Health Preparedness*, page 1–8, 2020.
- [5] Juliette Paireau, Alessio Andronico, Nathanaël Hozé, Maylis Layan, Pascal Crepey, Alix Roumagnac, Marc Lavielle, Pierre-Yves Boëlle, and Simon Cauchemez. An ensemble model based on early predictors to forecast COVID-19 healthcare demand in France. working paper or preprint, February 2021.
- [6] WHO. Covid-19 strategic preparedness and response plan. 2021.