

Titre :

**Requêter des données du système d'information hospitalier, fixer les plans d'exécution des requêtes avec pour but d'analyser et modéliser des séries temporelles.**

**Application à la prédiction à moyen et court terme de la fréquentation d'un service hospitalier d'Urgences, et du nombre de patients à hospitaliser via les Urgences, à l'échelon d'un hôpital.**

Titre anglais :

Hospitalisation via the Emergency Department: Predicting daily attendance and daily inpatient bed needs through time-series analysis and forecasting, at one-single hospital level.

Acronyme :

HOVENEED

Promoteur et financeur du projet :

Centre Hospitalier régional d'Orléans,  
14 avenue de l'hôpital, 45067 Orléans cedex 2  
N° FINESS juridique : 450000088  
N° FINESS géographique : 450002613  
N° SIRET : 26450009100030

Responsable scientifique local :

Dr Thierry Boulain  
Pôle des Métiers de l'Urgence, Service de Médecine Intensive Réanimation (MIR), CHR Orléans  
[thierry.boulain@chr-orleans.fr](mailto:thierry.boulain@chr-orleans.fr)  
Téléphone : 02 38 22 95 57

## Pourquoi prédire la fréquentation dans un service d'Urgences ?

### 1-Problématiques

Comme dans un grand nombre de pays à travers le monde, le centre hospitalier régional d'Orléans (CHRO), tout comme d'autres hôpitaux français, voit la fréquentation de son service d'Urgences augmenter régulièrement de mois en mois (Figure 1).

Même si parallèlement le nombre d'hospitalisations nécessaires via les Urgences ne s'accroît pas, voire diminue légèrement d'année en année au CHRO, les patients à hospitaliser passant par le service d'Urgences posent un réel problème organisationnel. En effet, les équipes du service d'Urgences rencontrent des difficultés importantes à trouver, en un temps raisonnable, un lit d'hospitalisation pour chaque patient.

Ces difficultés entraînent

- une augmentation de la durée de présence des patients en question dans le service d'Urgences, qu'ils encombrant,
- une surcharge de travail pour le service d'Urgences liée à la nécessité d'assurer la continuité des soins pour ces patients « stagnant » aux Urgences (travail qui s'éloigne des tâches habituelles des équipes des services d'Urgence),
- un retard à la prise en charge des nouveaux arrivants.

### 2-Enjeux

Ces difficultés ne sont pas sans conséquences néfastes, parmi lesquelles on peut citer :

- un mécontentement des patients et du public en général (1-4), qui peut être la cause de « fuite de patients » vers d'autres structures de soins et praticiens
- une moindre qualité des soins délivrés, effet directement lié à l'encombrement des urgences. Il est ainsi démontré que l'encombrement des urgences est susceptible de retarder les diagnostics, de conduire à des erreurs diagnostiques et thérapeutiques et mettre en danger la vie des patients dans des domaines aussi variés que l'infection pulmonaire, les pathologies cardio-vasculaires ou les syndromes douloureux abdominaux (2,3,5-9)
- des tensions dans les rapports entre médecins urgentistes et médecins des autres services de l'hôpital,
- et enfin une souffrance au travail ressentie aussi bien par les équipes paramédicales que par les médecins urgentistes. Les équipes paramédicales et médicales des services d'urgence sont en effet beaucoup plus exposées que d'autres acteurs hospitaliers au mal être au travail et au syndrome d'épuisement professionnel (*burnout*). *Burnout* qui a son tour peut entraîner une altération de la qualité des soins (10-21).

L'encombrement des urgences est ainsi une préoccupation de premier ordre pour les hôpitaux qui se doivent de garantir l'accès aux soins, d'assurer la sécurité des patients, d'optimiser la qualité des soins qui leur sont délivrés, et de préserver la santé mentale de leurs personnels. Les hôpitaux doivent répondre à ces

problématiques tout en évitant la fuite de patients vers d'autres établissements de santé, en exerçant une activité soutenue et en assurant une occupation optimale de leurs lits d'hospitalisation nécessaires à leur équilibre financier. Trouver le compromis idéal entre fluidité des passages aux urgences et occupation optimale des lits d'hospitalisation n'est pas chose facile.

### 3-Encombrement des Urgences et situation du CHRO

Toutes ces difficultés ne sont pas propres au CHRO. L'encombrement des Urgences et les difficultés que cela crée, ont fait l'objet de nombreuses publications dans la littérature médicale ou de management hospitalier (22,23). L'encombrement des urgences (*overcrowding* en anglais) affecte de 10 à 70% des hôpitaux dans le monde (24-30), et est vu par certains comme une faillite des systèmes de santé (31).

Au CHRO, le plan « Hôpital en tension » est depuis de nombreux mois déclenché presque un jour sur trois du fait de cet encombrement, situation qui là-encore est déjà décrite depuis de nombreuses années dans les hôpitaux des grandes zones urbaines à travers le monde (32,33).

L'immense majorité des études publiées sur cette problématique d'encombrement des urgences et d'augmentation du délai de prise en charge des patients ainsi que d'augmentation de leur durée de présence au sein même du service d'Urgence, s'accordent pour mettre en avant, parmi les différentes causes possibles, le manque de lits d'hospitalisation immédiatement disponibles pour les patients des urgences à hospitaliser (27,24-43).

La tendance évolutive du taux d'occupation des services hospitaliers en France est une hausse constante (44), alors que dans le même temps la durée de séjour d'un patient en hospitalisation complète est stable. Cela résulte bien sûr des efforts produits pour accroître la productivité des services hospitaliers, dont le nombre de lits en hospitalisation complète a diminué ces dernières années (44). Les lits sont de plus en plus souvent occupés par des patients dits « programmés ». Les crises d'encombrement aux urgences, lorsqu'elles dépassent la capacité d'un hôpital, sont souvent solutionnées en grande partie par la « déprogrammation » des patients (de chirurgie le plus souvent) (34-36). Les conséquences d'une telle solution sont bien sûr catastrophiques en termes de satisfaction du public et d'image, peuvent se traduire par une « fuite » des patients vers d'autres établissements de santé, et pénalisent encore l'hôpital du fait du report (ou de l'annulation) des activités les mieux « tarifées » (la chirurgie et la médecine interventionnelle). La déprogrammation est ainsi une solution de crise qui ne saurait être perçue comme une procédure normale.

La situation du CHRO est cependant particulière pour au moins trois raisons : 1) La population du territoire couvert par le CHRO fait de plus en plus souvent appel aux services hospitaliers du fait de la raréfaction de l'offre de soins en ville. La région Centre-Val de Loire est en effet la région la moins bien dotée du territoire français en termes de nombres de médecins généralistes ou de certains spécialistes par habitant (45), 2) la fréquentation du service d'Urgence a augmenté de façon très rapide entre l'année précédant la réunion sur un seul site (le Nouvel Hôpital d'Orléans [NH0]) de tous les services d'hospitalisation « aiguë » (Médecine, Chirurgie, Obstétrique [MCO]) en septembre 2015, et les 12 mois suivants. Le nombre de passages au Service

d'Accueil des Urgences (SAU) adulte a ainsi progressé de 124 à 160 par jour (+29%) ; 3) cette augmentation considérable d'activité s'est faite à effectif médical et paramédical constant. Par comparaison, le volume journalier médian de passage aux urgences (adultes, pédiatrie et obstétrique confondus) dans les établissements français considérés comme à haute activité d'urgence est de 107/jour (46). L'encombrement lié à l'affluence accrue aux urgences du CHRO et les difficultés à trouver un lit d'hospitalisation pour les patients en ayant besoin se traduisent par un temps de présence médian des patients (tous patients confondus) de l'ordre de 295 minutes (fin 2016-début 2017), un 25<sup>ème</sup> percentile de 163 minutes, et surtout un 75<sup>ème</sup> percentile de 494 minutes. Ce qui signifie qu'au CHRO, plus 25% des patients adultes passent plus de 8 heures au SAU. Ce temps de passage extrêmement long a bien sûr pour conséquence d'entretenir le cercle vicieux qui temps à accroître encore le temps de présence du fait du délai apporté à l'enregistrement des nouveaux arrivants, à leur triage et à leur première prise en charge par un médecin urgentiste. Comme rappelé plus haut, la cause principale de cet allongement du temps de passage aux urgences est liée à la difficulté de trouver un lit d'hospitalisation pour les patients le nécessitant (47). Pour comparaison, le temps de présence médian dans les services d'Urgences d'Ile de France est de 156 minutes et le 75<sup>ème</sup> percentile de 277 minutes ; le pourcentage de patients restant plus de 8 heures au SAU (dans les structures publiques) est de 9,2%, bien en deçà de celui constaté au CHRO (48,49).

#### 4-Prévoir pour agir

La problématique de l'encombrement des urgences est telle qu'elle a amené les autorités américaines à préconiser que les hôpitaux se dotent de technologies de l'information efficaces qui doivent rendre possible la prévision de la demande (23).

La science de prévision (*forecasting* en anglais) de la demande (comme par exemple les besoins de personnels aux urgences ou les besoins en lits d'hospitalisation via les urgences), est une science pluridisciplinaire qui est largement utilisée, à des fins opérationnelles (de prise de décision) dans des domaines aussi variés que la finance, la météorologie ou l'industrie (50).

La modélisation mathématique des suites d'évènements (des séries chronologique ou *time series*) puis son utilisation pour prédire le nombre et la fréquence des évènements à venir a déjà fait l'objet de travaux dans le domaine de la médecine d'urgence et pourrait s'avérer intéressante pour gérer l'allocation des ressources en personnels par exemple [51-71].

##### 4.1- Méthodes mathématiques

**Différents modèles et méthodes mathématiques ont été expérimentés dans ce domaine, comme l'analyse des séries chronologique par régression linéaire, analyse de Fourier, auto-corrélations et moyenne flottante etc.**

#### 4.2- Prédiction de l'affluence aux urgences

La prédiction de l'affluence aux urgences est réputée difficile (72). Les études s'y employant par l'analyse de séries chronologiques ne sont pas nombreuses (73) (les plus récentes sont résumées dans le Tableau 1) et peu d'entre elles se sont intéressées à la prédiction du nombre d'hospitalisations via les urgences (74)

Dans la plupart des études (Tableau 1) ce sont les modèles de type « *autoregressive moving average* » (ARMA) ou des modèles linéaires généralisés qui ont été utilisés. Les résultats de ces études sont intéressants : lorsqu'il s'agit de prédire (longtemps à l'avance, plusieurs mois par exemple) le nombre de patients arrivant aux urgences chaque jour, les modèles utilisés aboutissent à un pourcentage d'erreur absolue moyen (MAPE: *Mean absolute percentage error*) de l'ordre de 6-10% (74-76). Transposés à l'activité du CHRO, ces résultats laissent envisager de pouvoir prévoir l'affluence au SAU adultes du CHRO par exemple avec une marge d'erreur de 16 patients par jour. Dans la seule étude (française) ayant cherché à prédire le nombre journalier d'hospitalisation via les Urgences (des patients âgés de plus de 75 ans), le MAPE était de 9% (74). Si un tel modèle prédictif s'appliquait au CHRO, la marge d'erreur absolue concernant la prévision d'hospitalisation via les urgences serait de 3 à 4 patients/jour.

Le développement d'un modèle prédictif ne peut se faire qu'en modélisant d'abord les données historiques locales ; en d'autres termes les expériences rapportées dans d'autres hôpitaux sont intéressantes et laissent espérer de pouvoir prédire l'affluence aux Urgences du CHRO, mais le modèle mathématique assurant la meilleure prédiction doit être développé à partir des données du CHRO.

L'affluence aux urgences des sujets âgés (de plus de 75 ans par exemple) tend à s'accroître constamment du fait du vieillissement de la population (48,49,74). Ces patients ont de plus en plus besoin d'hospitalisation (74), nécessitent des soins de plus en plus complexes et un temps de passage aux urgences plus élevé que les autres patients (77). Cette tranche d'âge de la population exerce donc une « pression » particulière sur l'activité des Urgences, et il faudra certainement s'y intéresser de près, comme d'autres l'ont déjà fait (74), en développant un modèle prédictif spécifique.

Les modèles utilisés pour prédire doivent être mis à jour régulièrement avec de nouvelles données (78,79). Plus le modèle utilise des données anciennes et plus le % d'erreur dans la prédiction est grand (80). Ainsi, l'idéal est que le modèle s'enrichisse de nouvelles données au fil de l'eau. Cela pose le problème du délai à utiliser pour la prédiction. Prédire ce qui se passe dans l'heure qui vient aboutit souvent à une prédiction très précise (comme pour les prévisions météorologiques) mais prédire ce qui va se passer le mois prochain ou dans 3 mois peut s'avérer plus hasardeux (76), surtout si la prédiction se veut être à l'échelle d'un hôpital et non pas un département, une région ou un pays (75), et que l'on veut prédire une donnée de fréquentation des urgences par exemple par jour plutôt que par semaine ou par mois.

Par ailleurs, pour tenter d'« affiner » leur performance prédictive, les modèles développés devront

prendre en compte la saisonnalité (52-57,81-83) des fluctuations d'affluence aux urgences, évaluer l'intérêt d'ajouter aux variables explicatives des données climatiques (84-88) et des données de santé départementales et/ou régionales issues d'autres sources comme la veille épidémiologique de l'INVS (<http://invs.santepubliquefrance.fr/beh/>) ou le répertoire opérationnel des ressources de la région Centra-Val de Loire (ROR) (<https://www.ror-centre.fr>) par exemple, et enfin devront pouvoir détecter dès leur début les situations de crises telles que les épidémies (89-92).

Les modèles développés devront permettre également de prédire un certain nombre de variables rendant compte d'une suractivité, d'une tension ou d'un encombrement aux Urgences. De tels indicateurs sont nombreux (93,94) et les plus pertinents ont été listés de façon consensuelle par un groupe de travail français (95) et parmi lesquels on trouve : Le nombre d'admissions par 24 heures, le délai entre admission et la prise en charge par un médecin, la durée de présence des patients, le nombre de patients de plus de 75 ans présents à un temps t, le nombre de patients présents sur un brancard dans les couloirs à un temps t, le nombre de patients en attente d'hospitalisation à un temps t, le temps moyen entre la décision d'hospitalisation et l'heure réelle de transfert dans un lit d'hospitalisation, le nombre de patients hospitalisés au cours des 3 jours précédents, etc.

## 5- Objectifs

L'objectif opérationnel du projet pour le CHRO est de développer un outil de gestion et de management qui permette, au vu de l'affluence prédite aux Urgences et au vu des besoins d'hospitalisation prédits, de

- 1) planifier les admissions programmées dans les services d'hospitalisation de sorte de réserver un nombre adapté de lits pour les patients des urgences en particulier sur les jours ou les semaines prévues comme les plus problématiques
- 2) prévoir les situations de crises comme les épidémies hivernales et par exemple pouvoir planifier les dates d'ouverture et de fermeture d'une unité saisonnière
- 3) gérer et répartir les ressources en personnels, comme le nombre d'infirmiers à positionner aux urgences tel jour de telle semaine, dans le but de fluidifier les passages et améliorer les services rendus aux patients (96,97).

## 6- Moyens à mettre en œuvre

Le travail s'étalera sur une durée de 2 ans (avec possibilité d'extension sur 3 ans).

Dès la première année, seront mis en oeuvre:

- Mise à disposition des étudiants, par la Direction des Services d'Information du CHRO, des données, ou des moyens de les extraire, des différents systèmes d'information électroniques du CHRO : Dossier des Urgences, dossier administratif, dossier du SAMU, dossiers du DIM (temps en informaticien estimé à 105 heures par an sur 3 ans).

La première étape de ce projet est donc de faire en sorte de disposer des données nécessaires à la construction de modèles prédictifs. Pour cela les étudiants devront mettre en application leurs connaissances dans le

domaine des requêtes sur bases de données (Oracle, Microsoft ...), fixer les plans d'exécution des requêtes, développer les applications permettant de requêter « au fil de l'eau », etc.

Pour la partie modélisation mathématique, le ou les étudiants devront mettre en application leur maîtrise de l'utilisation de logiciels d'analyse (comme R [The R Project for Statistical Computing]), et construire des modèles de prédiction de séries chronologiques (*Time series analysis*).

Un synopsis du déroulement du travail est exposé dans la [Figure 2](#).

## 7- Retombées attendues

On attend, à l'aboutissement du projet, une meilleure satisfaction des usagers, une meilleure qualité de soins apportés aux patients et une gestion du personnel et des lits d'hospitalisation optimisée.

Dès la fin de la première année, le CHRO pourra disposer d'un modèle prédictif de l'affluence aux Urgences utilisable mais qui demandera à être affiné et retravaillé pour en améliorer la performance sur les 24 mois suivants

Sur le plan scientifique, du point de vue des Statistiques et des Mathématiques Appliquées, la mise à disposition des données et l'expérimentation en temps réel des modèles prédictifs peuvent offrir l'opportunité de développer des méthodes de modélisation innovantes, dont les applications pourront s'étendre à d'autres domaines de la santé ou de l'industrie.

Les travaux ayant trait strictement à l'efficacité des modèles développés pour prédire l'activité des Urgences seront valorisés par des publications scientifiques dans le domaine médical ou de management des hôpitaux.

Les travaux s'intéressant plus particulièrement aux comparaisons et développement de modèles mathématiques seront valorisés par des publications dans le domaine mathématique ou statistique.

## 8- Perspectives

Dès la première année, le travail pourrait s'étendre à la prédiction de l'affluence dans les autres services d'accueil des urgences du CHRO : le SAU pédiatrique et le SAU gynéco-obstétrique.

Sous réserve de la possibilité de coopération avec les centres hospitaliers environnants et leurs Direction de l'Information respectives, le travail de modélisation pourrait dès la 2<sup>ème</sup> année s'étendre aux hôpitaux du GHT et de la région.

Des coopérations avec d'autres unités de recherche pourraient s'envisager, notamment avec les unités françaises ayant déjà travaillé sur le sujet précis de prédiction de l'affluence aux Urgences comme le TEMPO Lab., "Production, Services, Information" Team (Université de Valenciennes et du Hainaut-Cambrésis [UVHC], 59313 Valenciennes) et l'UMRS 707 « Epidémiologie, système d'information, modélisation » (INSERM, Faculté de Médecine St-Antoine 3ème étage 27, rue de Chaligny 75571 PARIS Cedex 12).

## Références bibliographiques

- 1-Trzeciak S, Rivers EP. Emergency department overcrowding in the United States: an emerging threat to patient safety and public health. *Emerg Med J* 2003;20:402e5.
- 2-McCarthy ML, et al. Crowding delays treatment and lengthens emergency department length of stay, even among high acuity patients. *Ann Emerg Med* 2009;54:492e503.
- 3-Pines JM, Hollander JE. Emergency Department crowding is associated with poor care for patients with severe pain. *Ann Emerg Med* 2008;51(1):1–5.
- 4-Pines JM, Garson C, Baxt WG, Rhodes KV, Shofer FS, Hollander JE. ED crowding is associated with variable perceptions of care compromise. *Acad Emerg Med* 2007;14(12):1176–81.
- 5-Brown D. Marked increase in patients who leave the ED without treatment, *Academic Emergency Medicine*, vol. 9(5), pp. 510, 2002
- 6-Vieth TL, Rhodes KV. The effect of crowding on access and quality in an academic ED. *Am J Emerg Med* 2006;24(7):787–94.
- 7-Cameron P. Increase in patient mortality at 10 days associated with emergency department overcrowding, *MJA* vol. 184(5), pp. 203-4, 2006
- 8-Pines JM, Localio AR, Hollander JE, Baxt WG, Lee H, Phillips C, et al. The impact of emergency department crowding measures on time to antibiotics for patients with community-acquired pneumonia. *Ann Emerg Med* 2007;50(5):510–6.
- 9-Fee C, Weber EJ, Maak CA, Bacchetti P. Effect of emergency department crowding on time to antibiotics in patients admitted with community-acquired pneumonia. *Ann Emerg Med* 2007;50(5):501–9.
- 10-Estryng-Behar M. Agir sur les risques psychosociaux des professionnels de santé. Groupe Pasteur Mutualité. [https://www.souffrancedusoignant.fr/images/PDF/risques\\_psychosociaux\\_bd.pdf](https://www.souffrancedusoignant.fr/images/PDF/risques_psychosociaux_bd.pdf)
- 11-Breillat E. Satisfaction professionnelle et syndrome d'épuisement Professionnel (ou burnout) des médecins urgentistes du Poitou -Charentes. Thèse de médecine 2014. <http://nuxeo.edel.univ-poitiers.fr/nuxeo/site/esupversions/2bc60869-e3b8-46bd-a9a2-6d5040c9efaf>
- 12-Estryng-Behar M, Braudo MH, Fry C, Guetarni K. Enquête comparative sur le syndrome d'épuisement professionnel chez les psychiatres et les autres spécialistes des hôpitaux publics en France (Enquête SESMAT). *L'information psychiatrique*, 2011/2, 87 : 95-117
- 13-*Repérage et prise en charge cliniques du syndrome d'épuisement professionnel ou burnout*. Haute Autorité de Santé Mars 2017. [https://www.has-sante.fr/portail/upload/docs/application/pdf/2017-05/dir56/rapport\\_elaboration\\_burnout.pdf](https://www.has-sante.fr/portail/upload/docs/application/pdf/2017-05/dir56/rapport_elaboration_burnout.pdf)
- 14-Schrijver I. Pathology in the Medical Profession?: Taking the Pulse of Physician Wellness and Burnout. *Arch Pathol Lab Med*. 2016 Sep;140(9):976-82.
- 15-Rothenberger DA. Physician Burnout and Well-Being: A Systematic Review and Framework for Action. *Dis Colon Rectum*. 2017 Jun;60(6):567-576.
- 16-Arora M, Asha S, Chinnappa J, Diwan AD. Review article: burnout in emergency medicine physicians. *Emerg Med Australas*. 2013 Dec;25(6):491-5.
- 17-Hassan TB. Sustainable working practices and minimizing burnout in emergency medicine. *Br J Hosp Med (Lond)*. 2014 Nov;75(11):617-9.
- 18-Xiao Y, Wang Z, Chen S, Wu Z, Cai J, Weng Z, Li C, Zhang X. Psychological distress, burnout level and job satisfaction in emergency medicine: A cross-sectional study of physicians in China. *Emerg Med Australas*. 2014 Dec;26(6):538-42.
- 19-Bragard I, Dupuis G, Fleet R. Quality of work life, burnout, and stress in emergency department physicians: a qualitative review. *Eur J Emerg Med*. 2015 Aug;22(4):227-34.
- 20-Lala AI, Sturzu LM, Picard JP, Druot F, Grama F, Bobirnac G. Coping behavior and risk and resilience stress factors in French regional emergency medicine unit workers: a cross-sectional survey. *J Med Life*. 2016 Oct-Dec;9(4):363-368.
- 21-Estryng-Behar M, Doppia MA, Guetarni K, Fry C, Machet G, Pelloux P, Aune I, Muster D, Lassaunière JM, Prudhomme C. Emergency physicians accumulate more stress factors than other physicians-results from the French SESMAT study. *Emerg Med J*. 2011 May;28(5):397-410.
- 22-General Accounting Office. *Hospital Emergency Departments: Crowded Conditions Vary among Hospitals and Communities*. Washington, DC: General Accounting Office; 2003.
- 23-Institute of Medicine Committee on the Future of Emergency Care in the U.S. Health System. *Hospital-based emergency care: at the breaking point*, Washington, DC: National Academies Press; 2006.
- 24-Asplin BR, et al. A conceptual model of emergency department crowding. *Ann Emerg Med* 2003;42:173e80.
- 25-Espinosa G, Miro O, et al. Effects of external and internal factors on emergency department overcrowding. *Ann Emerg Med* 2002;39:693e5.
- 26-Fatovich DM, Nagree Y, Sprivilis P. Access block causes emergency department overcrowding and ambulance diversion in Perth, Western Australia. *Emerg Med J* 2005;22:351e4.
- 27-Hwang U, et al. Measures of crowding in the emergency department: a systematic review. *Acad Emerg Med* 2011;18:527-38.
- 28-Jones PG, Olsen S. Point prevalence of access block and overcrowding in New Zealand emergency departments in 2010 and their relationship to the 'Shorter Stays in ED' target. *Emerg Med Australas* 2011;23:587e92.
- 29-Pines JM, et al. International perspectives on emergency department crowding. *Acad Emerg Med* 2011;18:1358-70.
- 30-Hoot NR, et al. Forecasting emergency department crowding: an external, multicenter evaluation. *Ann Emerg Med*



2009;54:514e22.

31-Graff L. Overcrowding in the ED: an international symptom of health care system failure. *Am J Emerg Med* 1999;17:208e9.

32-Shultz CH, Koeing KL. Proceedings from AEM “Science of Surge” 2006: state of research in high-consequence hospital surge capacity. *Acad Emerg Med* 2006;13(11):1153–6.

33-The Lewin Group. Emergency department overload: a growing crisis—the results of the American Hospital Association Survey of Emergency Department (ED) and Hospital Capacity. Falls Church, VA: American Hospital Association; 2002.

34-Rathlev NK, Chessare J, Olshaker J, Obendorfer D, Mehta SD, Rothenhaus T. Time series analysis of variables associated with daily mean emergency department length of stay. *Ann Emerg Med* 2007;49:265–71.

35-Forster AJ, et al. The effect of hospital occupancy on emergency department length of stay and disposition. *Acad Emerg Med* 2003;10:127–33.

36-Asaro PV, Lewis LM, Boxerman SB. The impact of input and throughput factors on emergency department throughput. *Acad Emerg Med* 2007;14:235–42.

37-Derlet RW, Richards JR. Overcrowding in the nation’s emergency departments: complex causes and disturbing effects. *Ann Emerg Med* 2000;35:63-8.

38-Krall S, O’Conner RE, Maercks L. Higher inpatient medical surgical bed occupancy extends admitted patients stay. *West J Emerg Med* 2009;10:93e6.

39-Miro M, Sanchez G, Espinosa B, et al. Analysis of patient flow in the emergency department and the effect of an extensive reorganisation. *Emerg Med J* 2003;20:143e8.

40-Richardson DB, Mountain D. Myths versus facts in emergency department overcrowding and hospital access block. *Med J Aust.* 2009 Apr 6;190(7):369-74.

41-Olshaker JS. Managing emergency department overcrowding. *Emerg Med Clin North Am.* 2009 Nov;27(4):593-603, viii.

42-Casalino E, et al. Predictive variables of an emergency department quality and performance indicator: a 1-year prospective, observational, cohort study evaluating hospital and emergency census variables and emergency department time interval measurements. *Emerg Med J.* 2013 Aug;30(8):638-45.

43-United States Government Accountability Office. Hospital emergency departments; Crowding Continues to Occur, and Some Patients Wait Longer than Recommended Time Frames. Vol. GAO-09-347. Washington, DC: United States Government Accountability Office, 2009. <http://www.gao.gov/new.items/d09347.pdf>

44-Le panorama de la DREES. Les établissements de santé. Edition 2016

45-Atlas de la démographie médicale. Situation au 1<sup>er</sup> janvier 2016. Conseil National de l’Ordre des Médecins

46-Boisguérin B et al. Structures des urgences hospitalières : premiers résultats de l’enquête nationale réalisée par la DREES. Le panorama des établissements de santé - 2014 • 31

47-Vermeulen MJ, et al. Disequilibrium between admitted and discharged hospitalized patients affects emergency department length of stay. *Ann Emerg Med* 2009; 54:794–804.

48-Commission Régionale d’Experts Urgences île de France. Activité des services d’urgence Île de France. Année 2014. [https://www.infirmiers.com/pdf/CP\\_CREU\\_Rapport\\_IDF\\_2014\\_20151124.pdf](https://www.infirmiers.com/pdf/CP_CREU_Rapport_IDF_2014_20151124.pdf)

49-Commission Régionale d’Experts Urgences île de France. Activité des services d’urgence Île de France. Année 2015. <https://www.iledefrance.ars.sante.fr/sites/default/files/2017-02/Urgences-CREU-Rapport-IDF-2015.pdf>

50-Chatfield C. Time Series Forecasting. Boca Raton, FL: Chapman & Hall/CRC; 2001.

51-Asplin BR, Flottemesch TJ, Gordon BR. Developing models for patient flow and daily surge capacity research. *Acad Emerg Med* 2006;13:1109–13.

52-Batal H, et al. Predicting patient visits to an urgent care clinic using calendar variables. *Acad Emerg Med* 2001;8:48–53.

53-Holleman DR, Bowling RL, Gathy C. Predicting daily visits to a walk-in clinic and emergency department using calendar and weather data. *J Gen Intern Med* 1996;11:237–9.

54-Diehl AK, Morris MD, Mannis SA. Use of calendar and weather data to predict walk-in attendance. *South Med J* 1981;74:709–12.

55-Zibners LM, et al. Local weather effects on emergency department visits: a time series and regression analysis. *Pediatric Emerg. Care* 2006;22(2):104–6.

57-Rotstein Z, et al. The dynamics of patient visits to a public hospital ED: a statistical model. *Am J Emerg Med* 1997;15:596–8.

58-Morzuch BJ, Allen PG. Forecasting hospital emergency department arrivals. Presented at the 26th Annual Symposium on Forecasting, Santander, Spain, June 11–14, 2006. Available from: <http://www.umass.edu/resec/faculty/morzuch/index.html>

59-Tandberg D, Qualls C. Time series forecasts of emergency department patient volume, length of stay, and acuity. *Ann Emerg Med* 1994;23:299–306.

60-Sinreich D, Marmor Y. Emergency department operations: the basis for developing a simulation tool. *IIE Trans* 2005;37:233–45.

61-Jiang H, et al. Predicting emergency department status. In: Proceedings of the Sixth International Conference on Optimization: Techniques and Applications. Ballarat, Australia; 2004.

62-Green LV, et al. Using queueing theory to increase the effectiveness of emergency department staffing. *Acad Emerg Med* 2006;13:61–8.

63-Hoot NR, Aronsky D. An early warning system for overcrowding in the emergency department. *Proc AMIA Annu Fall Symp* 2006:339–43.

64-Hoot NR, et al. Measuring and forecasting emergency department crowding in real time. *Ann Emerg Med* 2007;49(6):747–55.

65-Schweiger L, et al. Autoregression models can reliably forecast emergency department occupancy levels 12 hours in advance. *Acad Emerg Med* 2007;14(5 Suppl. 1):S82.

66-Flottesmesch TJ, Gordon BR, Jones SS. Advanced statistics: developing a formal model of emergency department census and defining operational efficiency. *Acad Emerg Med* 2007;14(9):799–809.

67-Brillman JC, et al. Modeling emergency department visit patterns for infectious disease complaints: results and application to disease surveillance. *BMC Med Inform Decis Mak* 2005;5:4.

68-Green LV, Kolesar PJ, Svoronos A. Improving the SIPP approach for staffing service systems that have cyclic demands. *Oper. Res* 2001:549–64.

69-Boyle J, et al. Regression forecasting of patient admission data. *Conf Proc IEEE Eng Med Biol Soc.* 2008;2008:3819-22

70-Asplin B, et al. Measuring emergency department crowding and hospital capacity, *Academic Emergency Medicine*, vol. 9(5), pp. 366-367, 2002.

71-Cameron P. et al. Managing access block, *Australian Health Review*, vol. 25 (4), pp. 59-68, 2002

72-Bagust, M. Place, J. Posnett, Dynamics of bed use in accommodating emergency admissions: stochastic simulation model, *BMJ* vol. 319 (7203), pp. 155-158, 1999

73-Wargon M, Guidet B, Hoang TD, Hejblum G. A systematic review of models for forecasting the number of emergency department visits. *Emerg Med J.* 2009 Jun;26(6):395-9.

74-Wargon M, Brun-Ney D, Beaujouan L, Casalino E. No more winter crisis? Forecasting daily bed requirements for emergency department admissions to hospital. *Eur J Emerg Med.* 2017 Jan 25. doi: 10.1097/MEJ.0000000000000451.

75-Wargon M, Casalino E, Guidet B. From model to forecasting: a multicenter study in emergency departments. *Acad Emerg Med* 2010; 17:970–978.

76-Reis BY, Mandl KD. Time series modeling for syndromic surveillance. *BMC Med Inform Decis Mak* 2003;3:2.

77-Casalino E, Wargon M, Peroziello A, Choquet C, Leroy C, Beaune S, et al. Predictive factors for longer length of stay in an emergency department: a prospective multicentre study evaluating the impact of age, patient’s clinical acuity and complexity, and care pathways. *Emerg Med J* 2014; 31:361–368.

78-Mai Q, et al. Predicting the number of emergency department presentations in Western Australia: a population-based time series analysis. *Emerg Med Australas.* 2015 Feb;27(1):16-21

79-Milner PC. Ten-year follow-up of ARIMA forecasts of attendances at accident and emergency departments in the Trent region. *Stat Med.* 1997 Sep 30;16(18):2117-25.

80-Champion R, Kinsman LD, Lee GA, Masman KA, May EA, Mills TM, Taylor MD, Thomas PR, Williams RJ. Forecasting emergency department presentations. *Aust Health Rev.* 2007 Feb;31(1):83-90.

81-Upshur RE, Moineddin R, Crighton E, Kiefer L, Mamdani M. Simplicity within complexity: seasonality and predictability of hospital admissions in the province of Ontario 1988-2001, a population-based analysis. *BMC Health Serv Res.* 2005 Feb 4;5(1):13.

82-Jones SS, et al. A multivariate time series approach to modeling and forecasting demand in the emergency department. *J Biomed Inform.* 2009 Feb;42(1):123-39.

83-Welch SJ, Jones SS, Allen TL. Mapping the 24-hour emergency department cycle to improve patient flow. *Joint Comm J Qual Patient Saf* 2007;33:247–55.

84-Hess JJ, Heilpern KL, Davis TE, Frumkin H. Climate change and emergency medicine: impacts and opportunities. *Acad Emerg Med.* 2009 Aug;16(8):782-94.

85-Gestro M, Condemni V, Bardi L, Fantino C, Solimene U. Meteorological factors, air pollutants, and emergency department visits for otitis media: a time series study. *Int J Biometeorol.* 2017 Oct;61(10):1749-1764.

86-Novikov I, Kalter-Leibovici O, Chetrit A, Stav N, Epstein Y. Weather conditions and visits to the medical wing of emergency rooms in a metropolitan area during the warm season in Israel: a predictive model. *Int J Biometeorol* 2011; 56:121–127.

87-Lin H-C, Lin C-C, Chen C-S, Lin H-C. Seasonality of pneumonia admissions and its association with climate: an eight-year nationwide populationbased study. *Chronobiol Int* 2009; 26:1647–1659.

88-Zhao Q, et al. Ambient temperature and emergency department visits: Time-series analysis in 12 Chinese cities. *Environ Pollut.* 2017 May;224:310-316. doi: 10.1016/j.envpol.2017.02.010. Epub 2017 Feb 17.

89-Pelat C, et al. Online detection and quantification of epidemics. *BMC Med Inform Decis Mak.* 2007 Oct 15;7:29.

90-Pelat C, et al. Optimizing the precision of case fatality ratio estimates under the surveillance pyramid approach. *Am J Epidemiol.* 2014 Nov 15;180(10):1036-46.

91-Le Strat Y, Carrat F. Monitoring epidemiologic surveillance data using hidden Markov models. *Stat Med.* 1999 Dec 30;18(24):3463-78.

92-Thompson WW, Comanor L, Shay DK. Epidemiology of seasonal influenza: use of surveillance data and statistical models to estimate the burden of disease. *J Infect Dis.* 2006 Nov 1;194 Suppl 2:S82-91.

93-Welch SJ, et al. Emergency department operational metrics, measures and definitions: results of the Second Performance Measures and Benchmarking Summit. *Ann Emerg Med* 2011;58:33-40.

94-Wilper AP, et al. Waits to see an emergency department physician: US trends and predictors, 1997-2004. *Health Aff (Millwood)* 2008;27: 84-95.

- 95-Noel G, Drigues C, Viudes G; Fedoru Crowding Working Group. Which indicators to include in a crowding scale in an emergency department? A national French Delphi study. *Eur J Emerg Med.* 2017 Jan 25. doi: 10.1097/MEJ.0000000000000454.
- 96-Aiken LH, et al. Hospital nurse staffing and patient mortality, nurse burnout, and job dissatisfaction. *JAMA* 2002;288(16):1987–93.
- 97-Kane RL, et al. The association of registered nurse staffing levels and patient outcomes: systematic review and meta-analysis. *Med Care* 2007;45(12):1195–204.
- 98-Kadri F, Harrou F, Chaabane S, Tahon C. Time series modelling and forecasting of emergency department overcrowding. *J Med Syst.* 2014 Sep;38(9):107.
- 99-Aboagye-Sarfo P, et al. A comparison of multivariate and univariate time series approaches to modelling and forecasting emergency department demand in Western Australia. *J Biomed Inform.* 2015 Oct;57:62-73.
- 100-Gershon A, et al. Forecasting Hospitalization and Emergency Department Visit Rates for Chronic Obstructive Pulmonary Disease. A Time-Series Analysis. *Ann Am Thorac Soc.* 2017 Jun;14(6):867-873.

Figure 2 : Synopsis du projet

