



HAL
open science

Création et validation d'un modèle de prédiction du nombre de passages journaliers dans le service des urgences de l'Hôpital Pellegrin

Florent Bouteloup

► **To cite this version:**

Florent Bouteloup. Création et validation d'un modèle de prédiction du nombre de passages journaliers dans le service des urgences de l'Hôpital Pellegrin. Sciences du Vivant [q-bio]. 2020. dumas-03085214

HAL Id: dumas-03085214

<https://dumas.ccsd.cnrs.fr/dumas-03085214>

Submitted on 21 Dec 2020

HAL is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.

U.F.R. DES SCIENCES MEDICALES

Année 2020

Thèse n°3242

THESE POUR L'OBTENTION DU
DIPLOME D'ETAT de DOCTEUR EN MEDECINE

Présentée et soutenue publiquement

Par BOUTELOUP, Florent

Né le 09 Novembre 1988 à Saint Mandé

Le 24 Novembre 2020

**Création et validation d'un modèle de prédiction du nombre
de passages journaliers dans le service des urgences de
l'hôpital Pellegrin**

Sous la direction de : Dr GIL-JARDINE Cédric

Membres du jury :

Monsieur le Professeur COMBES Xavier
Monsieur le Docteur GIL-JARDINE Cédric
Monsieur le Professeur GALINSKI Michel
Monsieur le Professeur REVEL Philippe
Monsieur le Docteur TELLIER, Éric

Président
Directeur de thèse
Rapporteur
Examineur
Examineur

REMERCIEMENTS

A mon directeur de thèse, Monsieur le Docteur Cédric GIL-JARDINE,

Merci d'avoir accepté de diriger ma thèse. Merci pour ton investissement, ton aide et pour le temps que tu as consacré à ce projet. Merci d'avoir été présent et d'avoir partagé cette épreuve avec moi.

Au président de mon jury, Monsieur le Professeur Xavier COMBES,

Je vous suis reconnaissant de l'honneur que vous me faites de présider mon jury de thèse et de juger mon travail.

Veillez recevoir le témoignage de ma respectueuse considération et de ma reconnaissance.

A mon juge et rapporteur, Monsieur le Professeur Michel GALINSKI,

Vous me faites l'honneur de juger mon travail et d'en être le garant. Merci pour vos précieux conseils et votre bienveillance.

Soyez assuré de ma gratitude et de mon profond respect.

A mon juge, Monsieur le Professeur Philippe REVEL,

Vous me faites l'honneur de participer au jury de ma thèse.

Veillez trouver ici l'expression de mes sincères remerciements.

A mon juge, Monsieur le Docteur Éric TELLIER,

Merci d'avoir accepté de faire partie de mon jury. Je te remercie de l'intérêt que tu as porté à mon travail et du temps que tu m'offres pour en discuter ensemble. Reçois ici toute ma reconnaissance.

Merci à Reyna, mon épouse, qui me soutient et me supporte quoiqu'il arrive dans toutes les étapes de ces études difficiles. Tu es une force, toujours présente dans les bons comme les mauvais moments, tu crois en moi, me stimule et me motive chaque jour. Tu nous as apporté notre plus grand bonheur en donnant naissance à notre merveilleux fils. Tu es ma partenaire de vie avec qui beaucoup de projets sont encore à venir. You are my home.

Merci à mes parents d'avoir toujours été présent pour moi, d'avoir tout fait pour mon bonheur et d'avoir participé à faire de moi ce je suis aujourd'hui. Je suis très fier de vous montrer ce que j'ai réussi à devenir grâce à vous.

Merci, particulièrement, à ma maman pour son soutien, ses relectures et ses corrections apportées à ma thèse. Tu es toujours là pour moi.

Merci à Fabien, mon frère, qui sait toujours trouver les mots pour rire. Malgré toutes les épreuves de la vie, tu restes solide comme un roc. Tu es un exemple pour moi. Merci pour tes visites et d'être un merveilleux oncle.

Merci à ma tante et mes grands-parents pour votre soutien.

Merci à mes amis, Arnaud et Julien, vous êtes comme des frères pour moi. Merci d'avoir partagé avec moi toutes ces années. Vous m'avez connu à différentes étapes de ma vie et m'avez supporté dans chacune d'elles. Et merci à Gersendre d'avoir été présente et à l'écoute à San Francisco comme en France. Vous m'avez encouragé à faire ce métier.

Merci à Simon qui, depuis que tu t'es adressé à moi lors de cette réunion d'information du début d'internat, a été à mes côtés tout au long de notre internat. Nous avons appris, travaillé et surtout rit ensemble durant ces quatre dernières années et ce n'est pas près de s'arrêter. You've got my back !

Enfin, à tous ceux que j'oublie, qui ont fait un bout de chemin avec moi.

TITRE : Création et validation d'un modèle de prédiction du nombre de passages journaliers dans le service des urgences de l'hôpital Pellegrin

Résumé : Le nombre de passages aux urgences est en constante augmentation. Parallèlement à cette hausse, le nombre de lits d'hospitalisation à temps complet diminue. Prédire le volume journalier de passages aux urgences pourrait aider les hôpitaux à mieux organiser leurs ressources.

Nous avons récupéré rétrospectivement, le nombre de passages journaliers du service des urgences de l'hôpital Pellegrin du CHU de Bordeaux sur la période du 1^{er} Janvier 2010 au 31 Décembre 2018 afin de créer un modèle additif généralisé (GAM) prévoyant le nombre de passages journalier aux urgences en tenant compte des données calendaires, du nombre de passages survenus entre le 7^e jour le 13^e jour précédent et des données météorologiques. De Janvier 2010 à Décembre 2018, 486 390 passages ont été comptabilisés aux urgences de l'hôpital Pellegrin.

Le nombre de passage quotidiens augmente entre 2010 et 2018, avec plus de passages le Lundi et le week-end. Sur l'année 2019, 57 722 passages ont été enregistrés avec un nombre moyen de passages journaliers de 158 et nous avons pu prédire correctement le flux 83,79% des jours à 10% près. 4,67% du temps, le nombre de passages était surestimé et dans 11,54% des situations il était sous-estimé.

Nous avons créé un modèle nous permettant de prédire le nombre de passages journaliers au sein du service des urgences en tenant compte du flux des années précédentes, des variables calendaires et météorologiques.

Mots clés : Prédiction, Service des Urgences, Passage journalier, Modèle linéaire généralisé

TITLE: Creation and validation of a forecasting model to predict the number of daily visits to the emergency department

Abstract: The volume of daily visits in the emergency department is constantly increasing. Along with this increase, the number of hospitalization beds is decreasing. Forecasting the daily volume of visits in the emergency room could help improve the organization of hospitals resources.

We retrospectively recovered the number of daily visits from the emergency department of Bordeaux University hospital over the period of January 1, 2010 to December 31, 2018 in order to create a generalized additive model (GAM) for providing the number of visits each day in the emergency department taking into account: calendar data, the previous number of daily visits from the 7th to the 13th day and meteorological data. From January 2010 to December 2018, 486,390 visits were recorded in the emergency department.

The number of daily visits increased between 2010 and 2018, with more foot traffic on Mondays and weekends. In 2019, 57,722 cases were recorded with an average number of daily visits of 158 and we were able to correctly predict the daily flow, 83.79% of the days with a 10% margin error. 4.67% of the time, the number of visits were overestimated, and 11.54% of the situations were underestimated.

We created a model allowing us to predict the number of daily visits in the emergency department by taking into account the flow of previous years, including calendar and meteorological variables.

Keywords: Forecasting, Emergency Department, Daily volume, Generalized additive model

LISTE DES ABREVIATIONS

AIC = critère d'information Akaike

ARIMA = moyenne mobile autorégressive intégrée

CHU = Centre Hospitalier Universitaire

EQM = erreur quadratique moyenne

GAM = modèle linéaire généralisé additif

SAMU = Service d'aide médicale urgente

LISTE DES TABLEAUX ET DES FIGURES

Liste des tableaux :

- Tableau 1 : Caractéristiques du service des urgences de l'hôpital Pellegrin
- Tableau 2 : Répartition totale des passages des urgences de l'hôpital Pellegrin entre 2010 et 2018
- Tableau 3 : Caractéristiques mathématiques des modèles prédictifs
- Tableau 1. Comparaison des passages prédits et réels des mois de Mars et Septembre 2019 selon nos 3 modèles prédictifs

Liste des figures :

- Figure 1. Densité d'admission journalière par année
- Figure 2. Densité d'admission journalière par jour de la semaine
- Figure 3. Densité d'admission journalière par mois
- Figure 4. Écart entre les passages journaliers prédits et réels du modèle calendaire sur l'année 2019, en vert les prédictions justes, en bleu les surestimations et en rouge les sous-estimations
- Figure 5. Écart entre les passages journaliers prédits et réels du modèle lag sur l'année 2019
- Figure 6. Écart entre les passages journaliers prédits et réels du modèle météo sur l'année 2019
- Figure 7. Corrélation linéaire du modèle calendaire entre les passages journaliers prédits et réels sur l'année 2019
- Figure 8. Corrélation linéaire du modèle lag entre les passages journaliers prédits et réels sur l'année 201
- Figure 9. Corrélation linéaire du modèle météo entre les passages journaliers prédits et réels sur l'année 2019
- Figure 10. Bland et Altman des 3 modèles de prédiction
- Figure 11. Écart entre le flux journalier réel et prédit selon le modèle calendaire pour le mois de Mars 2019
- Figure 12. Écart entre le flux journalier réel et prédit selon le modèle lag pour le mois de Mars 2019

- Figure 13. Écart entre le flux journalier réel et prédit selon le modèle météo pour le mois de Mars 2019
- Figure 14. Écart entre le flux journalier réel et prédit selon le modèle calendaire pour le mois de Septembre 2019
- Figure 15. Écart entre le flux journalier réel et prédit selon le modèle lag pour le mois de Septembre 2019
- Figure 16. Écart entre le flux journalier réel et prédit selon le modèle météo pour le mois de Septembre 2019

TABLE DES MATIERES

1. INTRODUCTION.....	9
2. MATERIEL ET METHODES	11
2.1. CONCEPTION ET MISE EN PLACE DE L'ETUDE	11
2.2. SELECTION DE LA POPULATION.....	11
2.3. DESCRIPTION DES VARIABLES EXTERNES	12
2.4. CONCEPTION DU MODELE STATISTIQUE	12
2.5. ADEQUATION DU MODELE.....	13
3. RESULTATS.....	14
3.1. CARACTERISTIQUES DE LA POPULATION ETUDIEE :	14
3.2. CREATION DU MODELE	16
3.3. VALIDATION DU MODELE.....	18
4. DISCUSSION	26
5. CONCLUSION	29
BIBLIOGRAPHIE.....	30

1. INTRODUCTION

En France, les services d'urgences ont pour mission de recevoir vingt-quatre heures sur vingt-quatre, tous les jours de l'année, toute personne se présentant en situation d'urgence, y compris psychiatrique et assure la prise en charge des détresses et urgences vitales [1]. En 2017, 21,4 millions de passages ont été enregistrés, représentant ainsi une hausse de 2,1% par rapport à 2016 avec une majeure partie de l'activité de médecine d'urgence fournie par les établissements publics [2]. Un passage sur cinq est suivi d'une hospitalisation en dehors du service des urgences avec la nécessité, dans 20% des cas, de devoir appeler plusieurs services afin d'hospitaliser un patient. L'hospitalisation est d'autant plus difficile que l'affluence aux urgences est importante et que le patient est âgé, avec un tiers des hospitalisations représenté par les plus de 75 ans [3]. Parallèlement à cette hausse d'affluence, le nombre de lits d'hospitalisation à temps complet, y compris des lits d'hospitalisation non programmés, a diminué de 15% (69 000) depuis 2003 [4]. Cette tendance à l'augmentation des passages et la diminution des lits d'aval participe à la saturation des services d'accueil des urgences et a été observée à travers le monde [5-8]. Or il a été montré que cette saturation joue un rôle délétère dans la prise en charge des patients tant sur la qualité des soins [9-16] que sur la durée de séjour [17-19]. Prédire le volume journalier de passage aux urgences pourrait aider les services des urgences et les hôpitaux à mieux organiser leurs ressources tant sur le plan humain que matériel en ajoutant plus de personnel et de lits d'hospitalisation non programmée en période de fort afflux. Inversement, diminuer le nombre de lits d'hospitalisation et le personnel posté en période creuse permettrait de réduire les coûts de fonctionnement des services.

Dans cette idée, plusieurs études se sont intéressées à la prédiction du volume de passage aux urgences. Batal et al., par exemple, ont adapté le planning du personnel posté en fonction d'un modèle leur permettant une prédiction juste du flux journalier aux urgences dans 75,2% des cas. Ils ont ainsi noté une diminution de 18,5% du nombre de patients partis sans soins et une diminution de 30% du nombre de plaintes [20]. Plusieurs variables ont été étudiées pour établir des modèles prédictifs du volume journalier de passage dans les services d'urgence. Les variables calendaires comme le jour de la semaine, mois de l'année, vacances scolaires ou encore veille de vacances scolaires ont souvent été analysées [7,20,21]. Bien qu'il ne semble pas y avoir une

véritable différence significative, l'ajout des conditions météorologiques telles que les précipitations ou les variations de températures ont également été étudiées [5,22-24]. Ekström et al. en 2015 puis Tideman et al. en 2019, se sont intéressés à la prévision du flux des urgences en utilisant le volume de recherche internet [6,25]. Outre la prédiction du flux aux urgences, une autre étude s'est intéressée à la prédiction du volume d'appel quotidien dans un centre de régulation et prédisait le nombre d'appel à ± 100 appels pour 90,5% des jours [26].

Les modèles prédictifs utilisés varient d'une étude à l'autre avec des modèles utilisant les séries temporelles [27,28], la régression linéaire généralisée [21], le modèle additif généralisé [26] ou encore les réseaux neuronaux artificiels [29,30]. Enfin, d'autres études se sont attachées à comparer plusieurs modèles prédictifs entre eux [5,23,29].

Notre étude a pour objectif de créer puis de valider un modèle de prédiction du nombre de passages journaliers au service des urgences de l'hôpital Pellegrin du CHU de bordeaux en fonction de données calendaires et météorologiques.

2. MATERIEL ET METHODES

2.1. Conception et mise en place de l'étude

Il s'agit d'une étude rétrospective. L'ensemble des horaires d'admissions des patients ont été extraits sur la période du 1^{er} Janvier 2010 au 31 Décembre 2019. Les données météorologiques de cette même période ont été obtenues auprès de Météo France®. Les données de 2010 à 2018 ont été utilisées pour la création du modèle de prédiction du nombre de passages quotidiens. Celles de 2019 ont été utilisées pour la validation du modèle. Aucune donnée nominative ni aucune information médicale, telle que le motif de consultation ou le diagnostic présumé, n'a été enregistrée, ce pourquoi notre étude n'a pas nécessité d'approbation par un comité d'éthique car se trouvant hors loi Jardé.

2.2. Sélection de la population

Nous avons extrait toutes les admissions à l'accueil du service des urgences adultes de l'hôpital Pellegrin du CHU de Bordeaux, département de la Gironde, sud-ouest de la France (Tableau 1) à l'aide de l'outil Business Objects®. Nous avons ensuite calculé le nombre total de passages par jour qui constituait notre critère de jugement principal. L'ensemble des patients a été inclus dans l'étude, les patients transférés d'un autre service d'urgence n'ont pas été exclus de l'analyse.

Le service des urgences de l'hôpital de Pellegrin est le premier service d'urgence du département. Il s'agit du centre référence des urgences neurologiques telles que les accidents vasculaires cérébraux ainsi que le trauma center du département de la Gironde. D'autre part, l'hôpital Pellegrin, ne possédant pas de plateau technique pour les urgences cardiologiques telles que les syndromes coronariens aigus avec sus décalage du segment ST, les patients relevant de cette spécialité sont généralement orientés par le centre de réception et de régulation des appels du SAMU 33 Centre 15 vers d'autres centres appartenant au CHU de Bordeaux, comme l'hôpital Haut-Lévêque par exemple. La zone couverte représentait 783 081 habitants en 2017.

Caractéristiques		Commentaire
Population couverte	783 081	
Superficie	578,3 Km ²	28 communes formant Bordeaux Métropole
Densité de population	1354,2 hab/km ²	
Heure d'ouverture des urgences	24h/24	
Personnel du service des urgences		
Médecin urgentistes séniors	3 à 4	En fonction de l'heure et du jour de la semaine
Internes	3 à 7	En fonction de l'heure et du jour de la semaine
Infirmiers	7	
Aides soignant	7	
Infirmière de Flux	0 à 1	
Brancardiers	1	

Tableau 2 : Caractéristiques du service des urgences de l'hôpital Pellegrin [32]

2.3. Description des variables externes

Nous avons considéré les variables calendaires comme les jours de la semaine et de l'année, le mois de l'année, les jours fériés, leur veille et leur lendemain, les périodes de vacances scolaires de la zone dans laquelle Bordeaux se situe (Zone A), comme notifiées par le ministère de l'Education Nationale ainsi que la veille et les lendemains des vacances scolaires. Nous avons également récupéré les conditions météorologiques de chaque jour, sous la forme de maximale et de minimale de température, de pression atmosphérique, de vitesse du vent et d'humidité, ainsi que la précipitation maximale et la nébulosité [33].

2.4. Conception du modèle statistique

Pour la conception de notre modèle linéaire généralisé additif (GAM)[34,35], nous avons sélectionné chaque jour de chaque année sur la période de 2010 à 2018, pour lequel nous avons implémenté le jour de la semaine correspondant, s'il s'agit d'un jour férié, de sa veille ou de son lendemain, s'il s'agit d'une période de vacances scolaires, de sa veille ou de son lendemain ainsi que les conditions météorologiques. Les variables ont été choisies en fonction de la disponibilité des données et des hypothèses à priori.

2.5. Adéquation du modèle

Plusieurs méthodes ont été utilisées pour évaluer la qualité du modèle au cours de la période de création (2010-2018) et pour évaluer le niveau de variabilité tel que le calcul du coefficient de détermination (R^2), l'analyse graphique des résidus (nombre de cas observés - nombre de cas prédits), la normalité des résidus en utilisant un diagramme avec la courbe de densité. Nous avons ensuite comparé les modèles en utilisant le critère d'Akaïke (AIC).

La précision du modèle a été présentée et comparée par le coefficient de corrélation de Pearson et les erreurs quadratiques moyennes (EQM). Les diagrammes de Bland et Altman ont été calculés afin de présenter les différences entre les valeurs observées et prédites.

3. RESULTATS

3.1. Caractéristiques de la population étudiée :

De Janvier 2010 à Décembre 2018, 486 390 passages ont été comptabilisés aux urgences de l'hôpital Pellegrin.

Le nombre moyen de passages journaliers était de 148.

Durant l'année 2019, nous avons enregistré 57 722 passages aux urgences avec un nombre moyen de passages journaliers de 158 (Tableau 2).

		Médiane	[Q1 ; Q3]
Années			
	2010	50 688	137 [127 ; 149]
	2011	53 673	147 [135 ; 158]
	2012	54 131	147 [135 ; 159]
	2013	52 731	144 [131 ; 157]
	2014	52 842	143 [133 ; 156]
	2015	54 258	149 [136 ; 160]
	2016	54 827	148 [138 ; 161]
	2017	56 615	153 [143 ; 167]
	2018	56 625	154 [145 ; 165]
	Total	486 390	
Jour de la semaine			
	Lundi	69 831	148 [139 ; 158]
	Mardi	64 939	139 [130 ; 147]
	Mercredi	64 672	137 [129 ; 146]
	Jeudi	64 950	137 [130 ; 147]
	Vendredi	67 841	145 [135 ; 152]
	Samedi	77 887	165 [156 ; 175]
	Dimanche	76 270	163 [153 ; 171]
Mois de l'année			
	Janvier	40 205	143 [132 ; 156]
	Février	36 464	142 [133 ; 155]
	Mars	41 163	147 [136 ; 158]
	Avril	39 713	145 [135 ; 159]
	Mai	42 501	151 [140 ; 162]
	Juin	40 776	148 [138 ; 163]
	Juillet	42 270	150 [139 ; 163]
	Août	41 606	148 [138 ; 161]
	Septembre	40 051	147 [134 ; 162]
	Octobre	41 655	148 [136 ; 161]
	Novembre	39 744	146 [135 ; 158]
	Décembre	40 242	144 [132 ; 158]
Jour Fériés			
	Non	470 583	147 [135 ; 159]
	Oui	15 807	159 [147 ; 173]
	Veilles		
	Non	471 227	147 [135 ; 159]
	Oui	15 163	153 [144 ; 163]
	Lendemain		
	Non	471 497	147 [135 ; 159]
	Oui	14 893	150 [137 ; 164]
Vacances scolaires			
	Non	322 430	147 [135 ; 159]
	Oui	163 960	148 [136 ; 161]
	Veilles		
	Non	479 876	147 [135 ; 159]
	Oui	6 514	145 [134 ; 156]
	Lendemain		
	Non	479 897	147 [135 ; 160]
	Oui	6 493	143 [136 ; 152]

Tableau 3. Répartition totale des passages des urgences de l'hôpital Pellegrin entre 2010 et 2018

3.2. Création du modèle

Nous avons créé 3 modèles additifs généralisés (GAM). Le premier tient compte uniquement des données calendaires des années précédentes (calendaire). Le second modèle, qui reprend le premier, tient compte pour chaque jour du nombre de passages journaliers du 7^e jour au 13^e jour le précédant (lag). Enfin, le troisième modèle, basé sur le second est construit en ajoutant 11 variables météorologiques (météo).

Le nombre de passages quotidiens augmente entre 2010 et 2018 (Fig. 1). La répartition du nombre passages journaliers est différente en fonction du jour de la semaine avec plus de passages les lundis et les week-end (Fig. 2). La répartition des admissions journalières reste la même quel que soit le mois de l'année (Fig. 3).

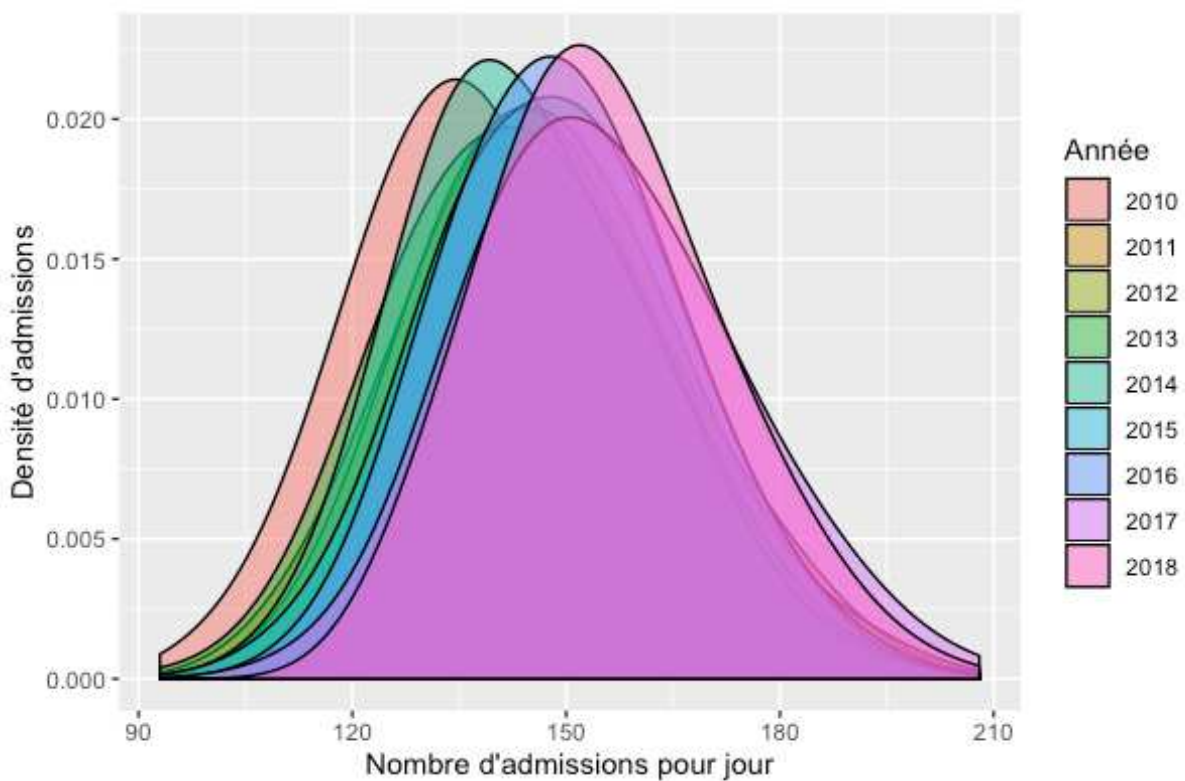


Figure 1. Densité d'admissions journalières par année

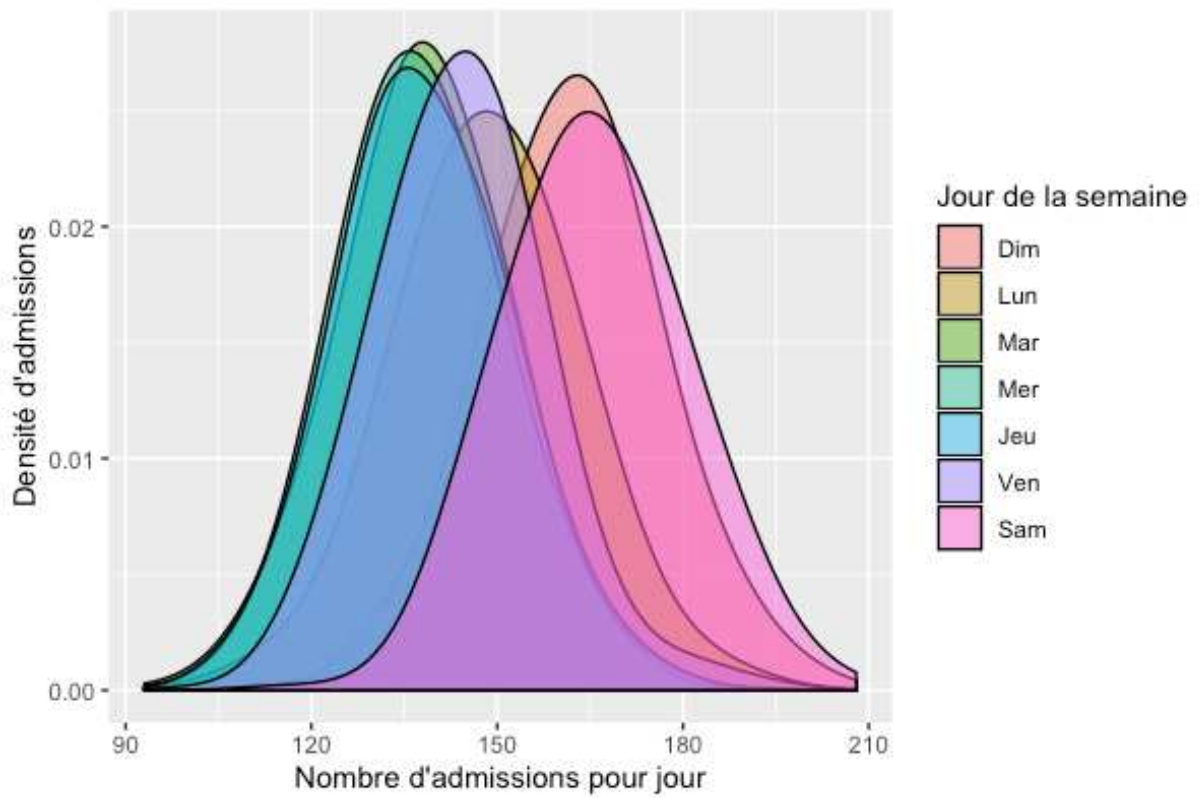


Figure 2. Densité d'admissions journalières par jour de la semaine

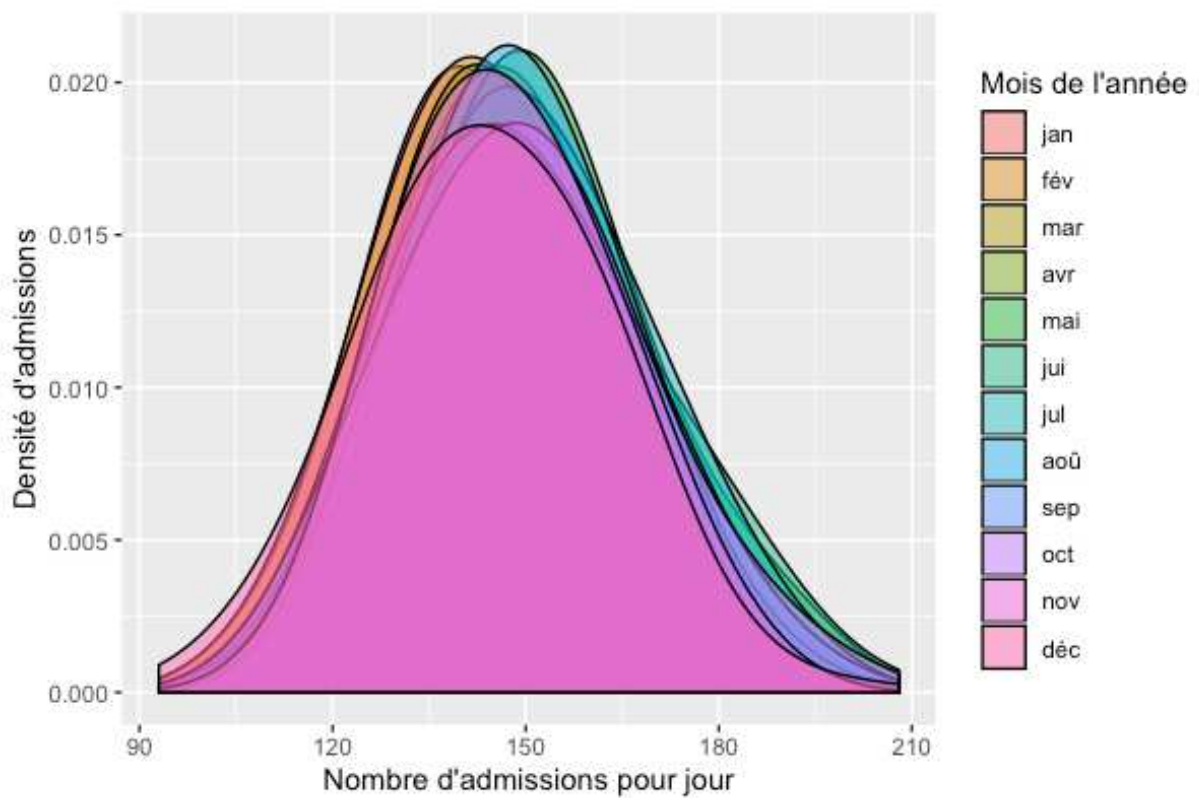


Figure 3. Densité d'admissions journalières par mois

Concernant les 3 modèles utilisés, nous avons comparé leur performance au travers du facteur de corrélation de Pearson, des petits critères d'information Akaike (AIC), de l'erreur quadratique moyenne (EQM) et du coefficient de corrélation R^2 (tableau 3).

	Calendaire	IC 95%	Lag	IC 95%	Météo	IC 95%
PEARSON	0,705	[0,688 - 0,722]	0,705	[0,688 - 0,722]	0,757	[0,742 - 0,771]
AIC	25895		25696		25949	
EQM	12,34031		12,208		12,34031	
R²	0,494		0,505		0,528	

Tableau 4 . Caractéristiques mathématiques des modèles prédictifs

Nous pouvons constater que les 3 modèles possèdent des performances rapprochées. Cependant, ajouter le flux journalier des jours 7 à 13 précédant un jour donné semble affiner les résultats du modèle. Concernant les variables météorologiques, de manière moins franche, elles permettent également d'affiner le modèle prédictif.

3.3. Validation du modèle

Les modèles créés sur la période allant de 2010 à 2018 sont appliqués sur l'année 2019. Nous comparons ensuite le passage journalier prédit au passage journalier réel et avons considéré arbitrairement que le modèle commettait une erreur lorsqu'il existait une différence du nombre de passages de plus de 10% entre les deux valeurs.

Nos modèles prédisent correctement le nombre de passages journaliers aux urgences de l'hôpital Pellegrin dans 82,42%, 83,79% et 79,33% des cas respectivement pour le modèle calendaire, le modèle tenant compte des jours précédents (lag) et celui ajoutant les données météorologiques. Le modèle calendaire sur prédit 5,49% des passages et en sous prédit 12,09% (Fig. 4). De même, le modèle tenant compte des jours précédents sur prédit 4,67% et sous prédit 11,54% du temps (Fig. 5). Enfin, dans le modèle tenant compte des conditions météorologiques 6,98% des passages journaliers sont prédits en excès tandis que 13,69% des passages sont prédits insuffisamment (Fig. 6).

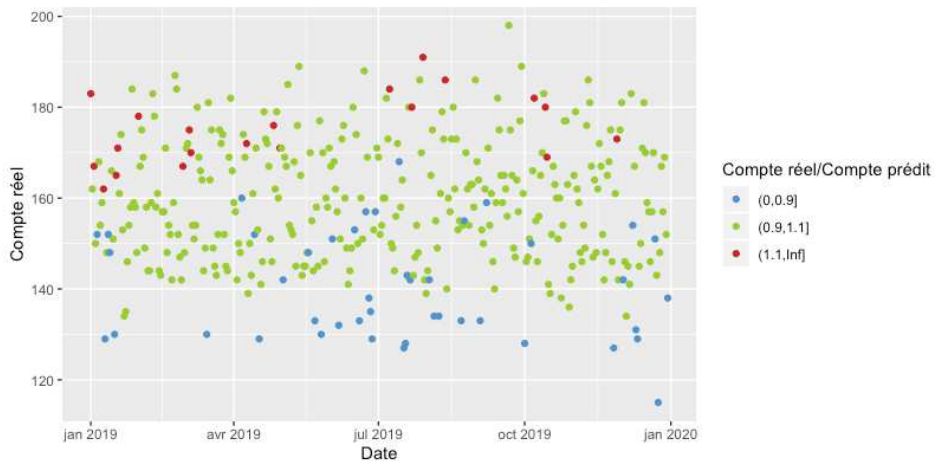


Figure 4. Écart entre les passages journaliers prédits et réels du modèle calendaire sur l'année 2019, en vert les prédictions justes, en bleu les surestimations et en rouge les sous-estimations

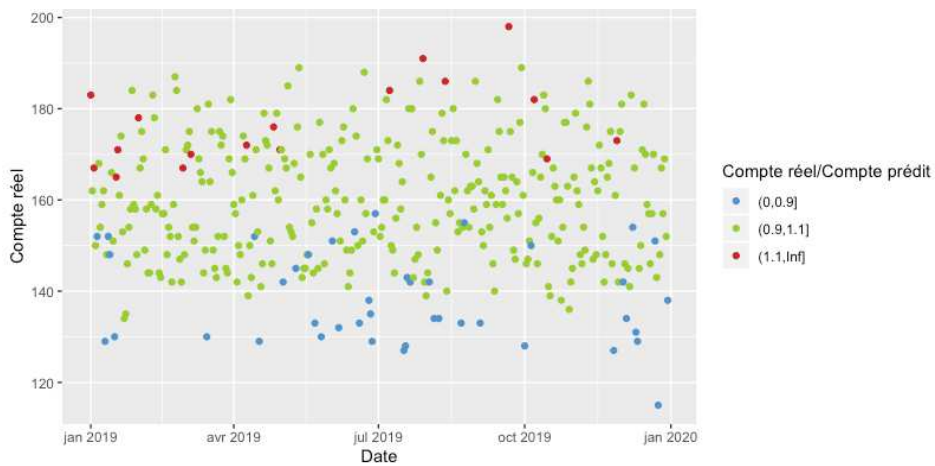


Figure 5. Écart entre les passages journaliers prédits et réels du modèle lag sur l'année 2019

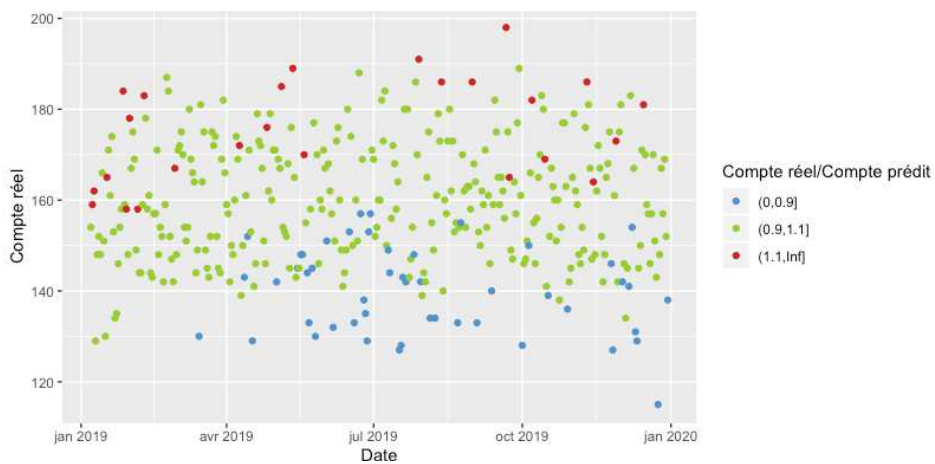


Figure 6. Écart entre les passages journaliers prédits et réels du modèle météo sur l'année 2019

Il existe une corrélation linéaire positive entre les données prédites et les données réelles. Nous constatons qu'il existe une meilleure corrélation pour le modèle météorologique (Fig 7-9).

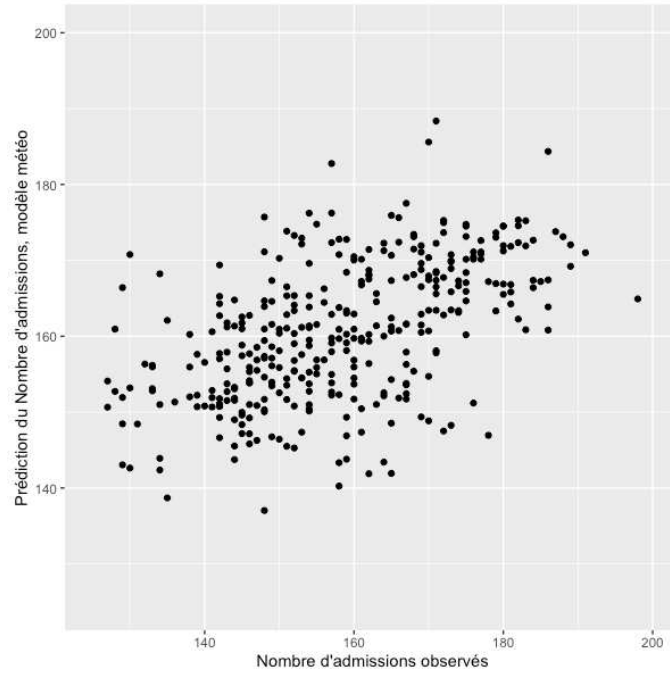


Figure 7. Corrélation linéaire du modèle calendaire entre les passages journaliers prédits et réels sur l'année 2019

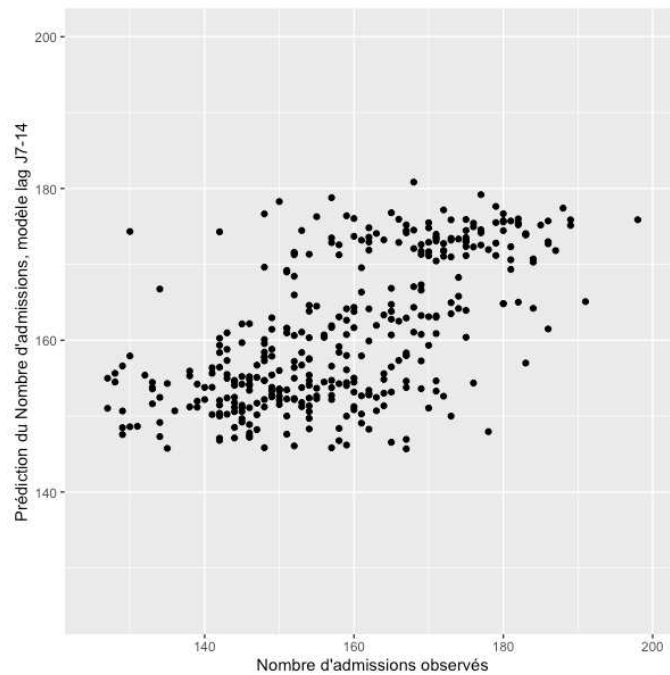


Figure 8. Corrélation linéaire du modèle lag entre les passages journaliers prédits et réels sur l'année 2019

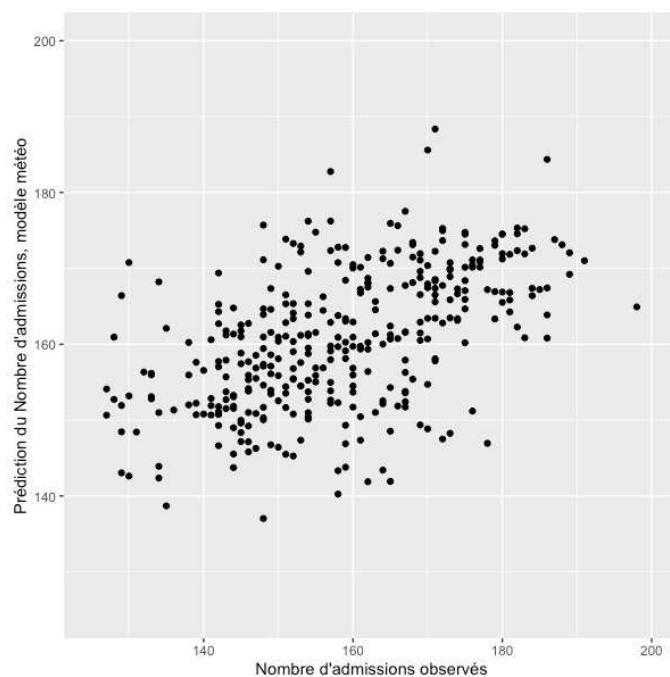


Figure 9. Corrélation linéaire du modèle météo entre les passages journaliers prédits et réels sur l'année 2019

Nous comparons la fiabilité de ces prévisions obtenues sur un graphique de Bland et Altman pour les 3 modèles (Fig. 10). Nous pouvons constater que la dispersion des points se fait de manière plus homogène pour le modèle tenant compte des données météorologiques, avec une dispersion plus importante sur les valeurs extrêmes. Il existe également une tendance à sous-estimer pour un nombre de passages journaliers plus faible et une tendance à la surestimation pour un flux plus important.

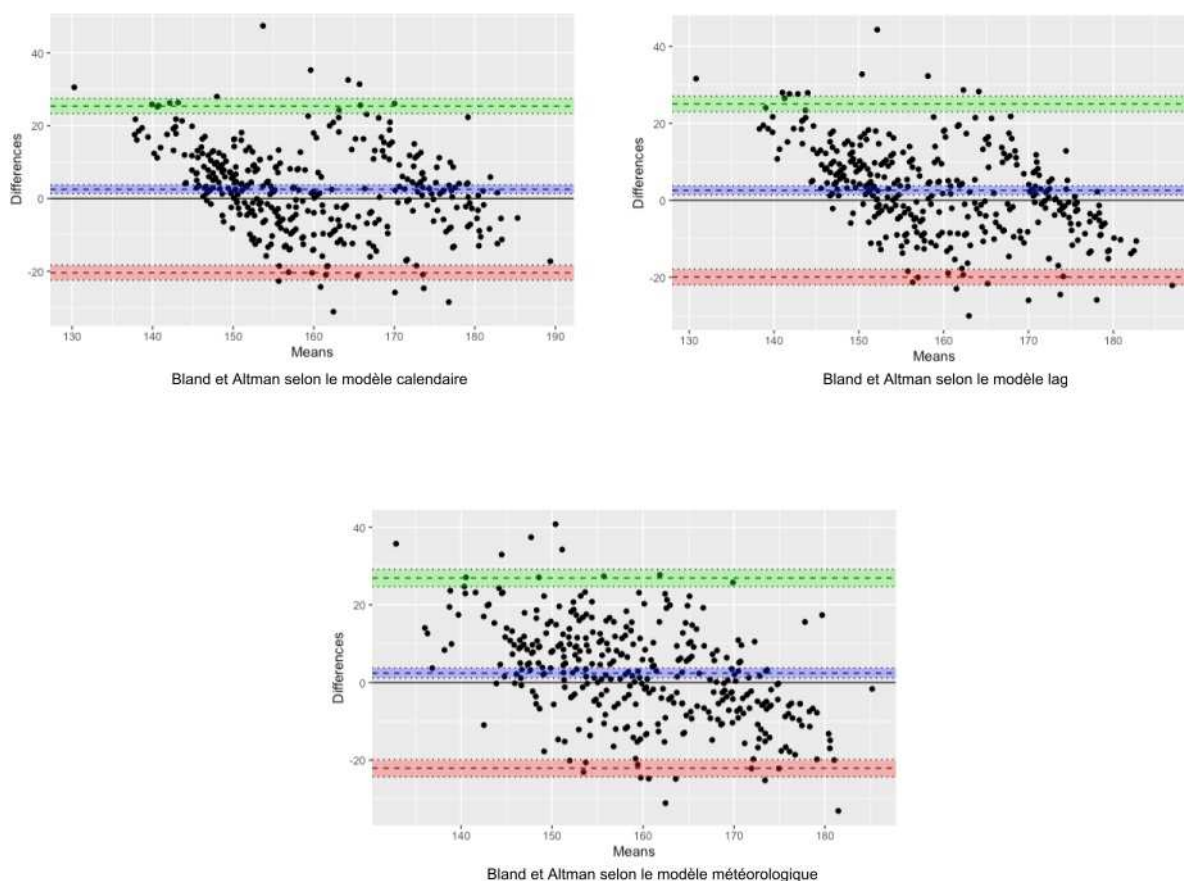


Figure 10. Bland et Altman des 3 modèles de prédiction

Les prédictions des mois de Mars et Septembre 2019 et les passages journaliers réels ont été comparés (Fig. 11-16). Pour le mois de Mars, nos 3 modèles sous-estimaient, avec plus de 10% d'erreur, le nombre de passages journaliers du 5 Mars et surestimaient celui du 15 Mars. Pour ces 2 dates, le modèle tenant compte des facteurs météorologiques se rapprochait le plus de la valeur observée. Le 4 Mars, seul le modèle calendaire sous-estimait le flux journalier. Concernant le mois de Septembre, les 3 modèles surestimaient le flux du 9 Septembre, avec une valeur se rapprochant le plus de la valeur observée pour le modèle calendaire, et sous-estimaient celui du 21 Septembre. Pour cette date, le modèle météorologique se rapprochait le plus du passage réel. Enfin, de façon isolée, le modèle calendaire surestimaient le flux du 7 Septembre et le modèle météorologique celui du 12 septembre. Ce dernier sous-estimait également le passage journalier du 23 Septembre (Tableau 4).

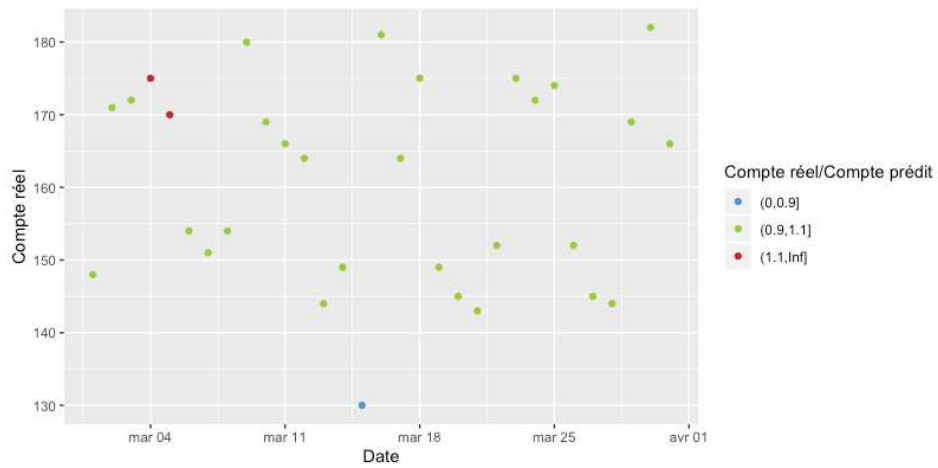


Figure 11. Écart entre le flux journalier réel et prédit selon le modèle calendaire pour le mois de Mars 2019

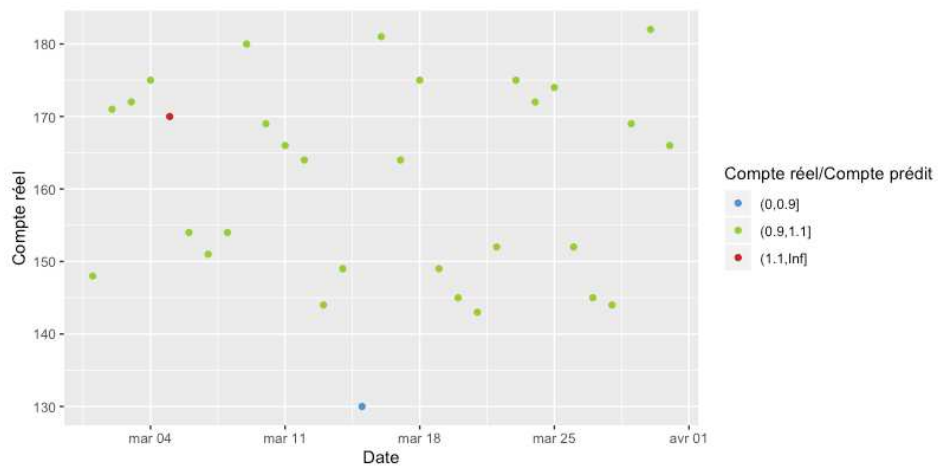


Figure 12. Écart entre le flux journalier réel et prédit selon le modèle lag pour le mois de Mars 2019

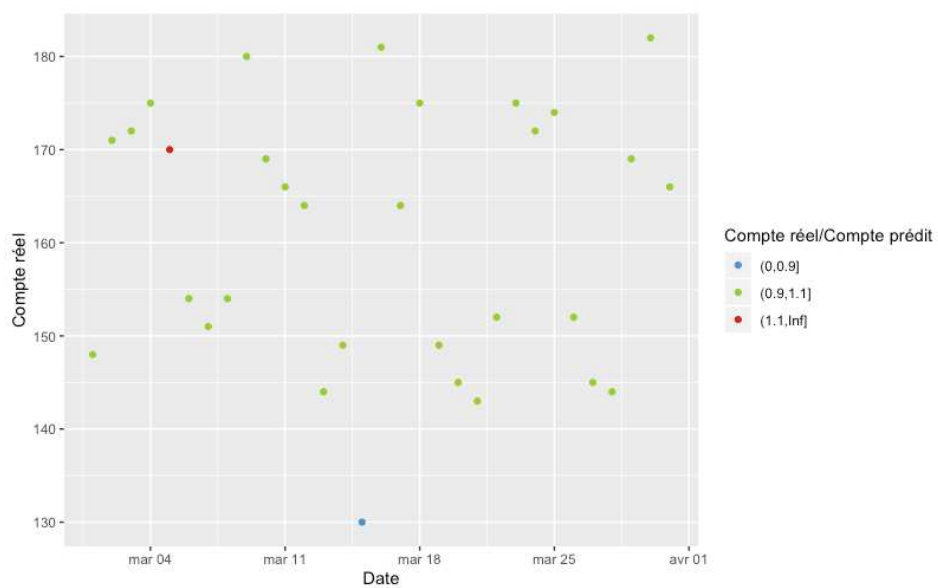


Figure 13. Écart entre le flux journalier réel et prédit selon le modèle météo pour le mois de Mars 2019

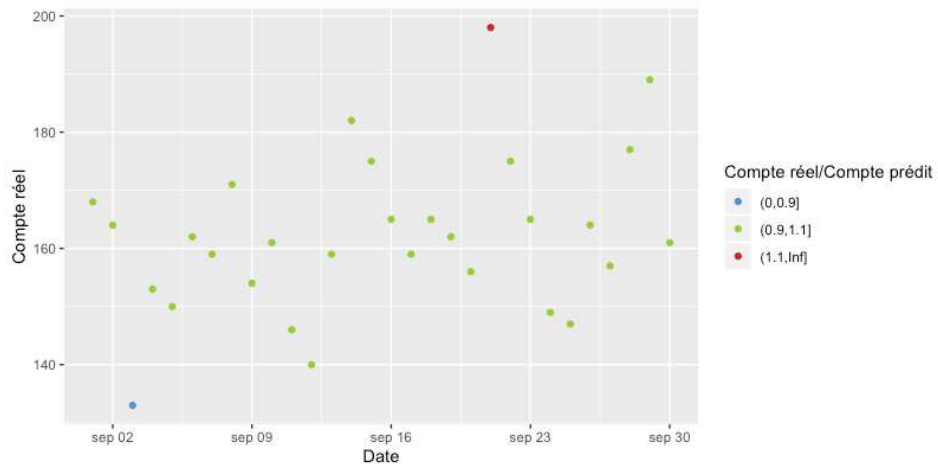


Figure 14. Écart entre le flux journalier réel et prédit selon le modèle calendaire pour le mois de Septembre 2019

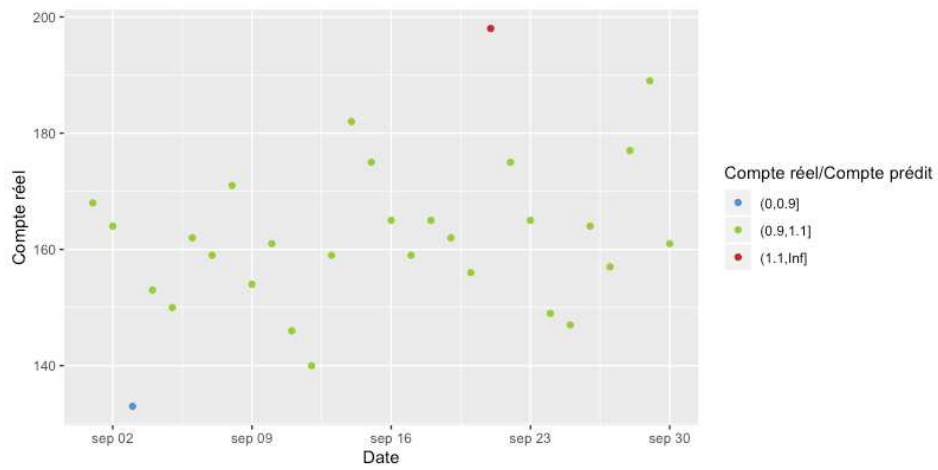


Figure 15. Écart entre le flux journalier réel et prédit selon le modèle lag pour le mois de Septembre 2019

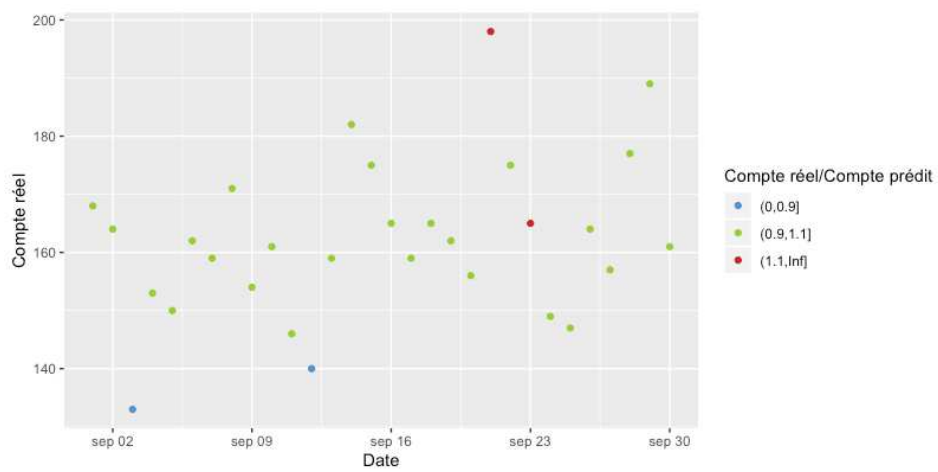


Figure 16. Écart entre le flux journalier réel et prédit selon le modèle météo pour le mois de Septembre 2019

Date	Obs	Cal	Lag	Météo	
Vendredi	01/03/19	148	152	154	157
Samedi	02/03/19	171	174	173	167
Dimanche	03/03/19	172	171	171	167
Lundi	04/03/19	175	159	160	165
Mardi	05/03/19	170	149	151	154
Mercredi	06/03/19	154	149	149	152
Jeudi	07/03/19	151	149	152	151
Vendredi	08/03/19	154	155	157	159
Samedi	09/03/19	180	177	175	171
Dimanche	10/03/19	169	174	172	168
Lundi	11/03/19	166	160	162	160
Mardi	12/03/19	164	150	153	152
Mercredi	13/03/19	144	149	151	145
Jeudi	14/03/19	149	150	152	156
Vendredi	15/03/19	130	156	157	153
Samedi	16/03/19	181	178	175	171
Dimanche	17/03/19	164	174	173	171
Lundi	18/03/19	175	160	163	164
Mardi	19/03/19	149	150	153	153
Mercredi	20/03/19	145	150	151	148
Jeudi	21/03/19	143	150	152	152
Vendredi	22/03/19	152	156	156	159
Samedi	23/03/19	175	178	175	174
Dimanche	24/03/19	172	175	171	175
Lundi	25/03/19	174	160	164	167
Mardi	26/03/19	152	150	152	155
Mercredi	27/03/19	145	150	151	147
Jeudi	28/03/19	144	151	151	148
Vendredi	29/03/19	169	156	157	160
Samedi	30/03/19	182	178	175	175
Dimanche	31/03/19	166	175	172	175

Date	Obs	Cal	Lag	Météo	
Dimanche	01/09/19	168	174	172	173
Lundi	02/09/19	164	161	163	172
Mardi	03/09/19	133	152	153	156
Mercredi	04/09/19	153	151	153	154
Jeudi	05/09/19	150	152	153	158
Vendredi	06/09/19	162	158	159	156
Samedi	07/09/19	159	179	176	168
Dimanche	08/09/19	171	176	173	168
Lundi	09/09/19	154	162	164	169
Mardi	10/09/19	161	152	152	150
Mercredi	11/09/19	146	151	154	155
Jeudi	12/09/19	140	152	153	156
Vendredi	13/09/19	159	158	160	163
Samedi	14/09/19	182	180	175	174
Dimanche	15/09/19	175	176	173	168
Lundi	16/09/19	165	162	162	170
Mardi	17/09/19	159	152	154	159
Mercredi	18/09/19	165	152	153	161
Jeudi	19/09/19	162	152	153	160
Vendredi	20/09/19	156	158	160	166
Samedi	21/09/19	198	180	175	168
Dimanche	22/09/19	175	177	174	174
Lundi	23/09/19	165	163	164	168
Mardi	24/09/19	149	153	155	146
Mercredi	25/09/19	147	152	155	156
Jeudi	26/09/19	164	153	155	152
Vendredi	27/09/19	157	159	161	152
Samedi	28/09/19	177	181	179	170
Dimanche	29/09/19	189	177	175	172
Lundi	30/09/19	161	163	166	166

Tableau 5. Comparaison des passages prédits et réels des mois de Mars et Septembre 2019 selon nos 3 modèles prédictifs

4. DISCUSSION

Nous avons créé un modèle nous permettant de prédire le nombre de passages journaliers au sein du service des urgences de l'hôpital Pellegrin de Bordeaux en tenant compte du flux des années précédentes, des variables calendaires et météorologiques. Les modèles statistiques les plus communément utilisés sont généralement le modèle de régression linéaire ou les modèles de moyenne mobile autorégressive intégré (ARIMA) pour prédire le flux journalier du service des urgences [21,27,28]. Notre modèle inclut des variables calendaires et météorologiques ainsi qu'une fonction de périodicité combinant l'intérêt des deux types de modèles précédents.

Nous avons ainsi pu prédire de façon correcte le flux journalier sur l'année 2019 jusque dans 83,79% des cas. 4,67% du temps, le nombre de passages était surestimé. Inversement, dans 11,54% des situations, le nombre de passages journaliers était sous-estimé.

Le lien entre les jours de la semaine et le nombre de visites observé aux urgences, à savoir un nombre plus important de passages le Lundi et le week-end ainsi qu'un flux moins important en milieu de semaine, est en accord avec les données de la littérature [5,7,20,23]. Xu et al [30], dans leur étude principalement basée sur un modèle de réseaux neuronaux artificiels, confirment également une corrélation entre le nombre de passages aux urgences et les périodes de vacances scolaires. L'existence d'une épidémie comme la grippe semble également avoir un impact. Ils ne retrouvent cependant pas de variabilité en lien avec les jours fériés. De plus, en se concentrant sur les patients considérés comme moins graves, ils montrent que les variations de températures ne suffisent pas à elles seules à modifier le flux des urgences. Cette observation est également retrouvée dans l'étude de Marcilio et al [5] comparant 6 modèles prédictifs différents. Cependant, cette étude monocentrique, considère la température moyenne journalière de Sao Paulo qui reste relativement stable au cours de l'année [36]. Zibners et al [24] retrouvent des résultats similaires. Leur étude basée sur un modèle ARIMA, s'attache cependant à prédire le nombre de visites du principal centre d'urgences pédiatriques de leur région. L'impact des conditions météorologiques dans de tels cas semble négligeable. Ces résultats suggèrent que quel que soit le modèle utilisé, il est important de choisir des variables pertinentes en tenant compte de la zone géographique où se situe le centre d'accueil des urgences et du type de centre. Dans

notre cas, le modèle le plus performant n'est pas celui tenant compte des conditions météorologiques bien que ce dernier prédise le flux journalier 79,33% du temps avec une précision de 10%. Une des raisons pourrait être que pour plusieurs journées, nous ne disposons pas des données météorologiques, à l'origine de plusieurs erreurs dans notre modèle prédictif. De plus, selon la région, il existe probablement d'autres variables influençant de manière plus ou moins importante le flux journalier des urgences. Nous pouvons citer par exemple le fait de se situer dans une zone touristique soumise à de fortes affluences saisonnières ou encore des conditions météorologiques particulières. Ainsi, ce modèle nécessite un étalonnage sur les données issues de plusieurs années pour un centre donné.

Un modèle plus précis pourrait être considéré en ajoutant plus de variables telles que des évènements culturels ou sportifs récurrents, cependant, comme le rappellent Viglino et al dans leur étude de création de modèle prédictif du nombre d'appels journaliers au SAMU Centre 15, basé sur la GAM, un modèle prenant en compte un nombre trop important de variables serait difficile à calibrer et ne respecterait pas le principe de parcimonie nécessaire à son utilisation en routine et sa compréhension [26]. Ces derniers, dans leur étude rétrospective monocentrique, développent un modèle qui fournit une prédiction des appels au SAMU Centre 15 à ± 100 cas pour 90,5% des jours étudiés avec une sur prédiction de 3,6% et une sous prédiction dans 6,2% du temps. Ces résultats sont en accord avec les résultats retrouvés dans notre étude.

La force de ce travail est son originalité. A notre connaissance, il n'existe pas d'étude similaire dans la littérature. En effet, nous possédons un échantillon conséquent de données fiables puisque nous avons eu accès aux données de passage aux urgences sur une période qui s'étale sur 9 ans et nous pouvons émettre l'hypothèse que chaque année supplémentaire permettrait d'affiner les prédictions pour l'année suivante. De plus, bien que l'utilisation de la GAM nécessite certaines connaissances statistiques, son utilisation, avec des variables choisies correctement, permet la création d'un modèle prédictif du flux des urgences en routine. Elle offre une approche prédictive permanente basée sur des variables calendaires que nous pouvons affiner en tenant compte de la variation du flux journalier de la semaine précédente et des données météorologiques.

Ces résultats doivent cependant être considérés avec précaution. Premièrement, notre modèle mathématique n'a pas été comparé à un autre modèle statistique qui pourrait avoir une meilleure performance, notamment concernant le modèle

météorologique. Mais, malgré quelques erreurs, la GAM semble tout de même nous donner des résultats satisfaisants lorsque nous intégrons la variation de flux survenant une semaine plus tôt. Deuxièmement, notre étude est une étude monocentrique avec des biais de sélection. Il existe également des biais d'inclusion tels que les données météorologiques manquantes ou encore les patients se présentant aux urgences suite à un transfert d'une autre structure. Enfin, nous avons créé un modèle de prédiction du nombre de passages journaliers aux urgences. Mais plus que le nombre de passages journaliers aux urgences, il serait intéressant de prédire le nombre d'hospitalisations journalier non programmées. Malheureusement dans notre cas, nous n'avons pas eu accès à ces données. De plus, le nombre d'hospitalisations non programmées est représenté en grande partie par des patients âgés de plus de 75 ans et par des patients atteints de pathologies graves à l'entrée des urgences. Ainsi, il serait intéressant de pouvoir distinguer ces différentes populations dans le flux journalier des urgences afin d'établir un modèle au plus près de la réalité. Dans notre étude, nous ne possédons pas ces données.

Une prochaine étude prospective depuis le modèle créé nous permettrait de confirmer les résultats obtenus. La catégorisation du type de patient se présentant dans le service des urgences de Pellegrin chaque jour les affinerait. Bien qu'il soit intéressant de pouvoir prédire le nombre de passages journaliers d'un service d'urgences, la prédiction du nombre d'hospitalisations journalier reste à être étudié. Ce dernier, bien que lié au flux des urgences, aura une implication plus directe et juste dans l'organisation des services d'urgences et de la mise à disposition de lits d'aval offrant ainsi de fluidifier l'activité en son sein, améliorant de ce fait le pronostique des patients.

5. CONCLUSION

Nous avons développé un modèle fiable de prédiction du nombre de passages journaliers dans un service des urgences. Dans 79,33% du temps, pour le modèle le moins performant, la prédiction était satisfaisante en utilisant jusqu'à 36 Variables. Ce modèle peut être utilisé pour explorer d'autres facteurs influençant le nombre de passages dans notre service des urgences.

Cette prédiction du flux journalier peut avoir un intérêt pratique en offrant une estimation du personnel nécessaire aux urgences et des lits d'hospitalisations non programmées qu'il faudrait chaque jour, permettant ainsi une meilleure utilisation des ressources en soin.

BIBLIOGRAPHIE

1. Décret n°95-647 du 9 mai 1995 relatif à l'accueil et au traitement des urgences dans les établissements de santé et modifiant le code de la santé publique (deuxième partie : Décrets en Conseil d'État). 95-647.
2. Direction de la recherche, des études, de l'évaluation et des statistiques (DREES). La médecine d'urgence. Les établissements de santé. 2019 ; 26 : 130-33.
3. Ricroch L. Trouver un lit après les urgences : une tâche plus facile pour les petits établissements hospitaliers. DREES, Études et Résultats 2016 ; 973.
4. Direction de la recherche, des études, de l'évaluation et des statistiques (DREES). Les capacités d'accueil à l'hôpital. Les établissements de santé. 2019 ; 2 : 22-26.
5. Marcilio I, Hajat S, Gouveia N. Forecasting daily emergency department visits using calendar variables and ambient temperature readings. Acad Emerg Med Off J Soc Acad Emerg Med. août 2013;20(8):769-77.
6. Ekström A, Kurland L, Farrokhnia N, Castrén M, Nordberg M. Forecasting emergency department visits using internet data. Ann Emerg Med. avr 2015;65(4):436-442.e1.
7. Boyle J, Jessup M, Crilly J, Green D, Lind J, Wallis M, et al. Predicting emergency department admissions. Emerg Med J EMJ. mai 2012;29(5):358-65.
8. Morganti KG, Bauhoff S, Blanchard JC, Abir M, Iyer N, Smith A, et al. The Evolving Role of Emergency Departments in the United States. Rand Health Q. 2013;3(2):3.
9. Kulstad EB, Sikka R, Sweis RT, Kelley KM, Rzechula KH. ED overcrowding is associated with an increased frequency of medication errors. Am J Emerg Med. mars 2010;28(3):304-9.
10. 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. nov 2007;50(5):501-9, 509.e1.
11. Hwang U, Richardson L, Livote E, Harris B, Spencer N, Sean Morrison R. Emergency department crowding and decreased quality of pain care. Acad Emerg Med Off J Soc Acad Emerg Med. déc 2008;15(12):1248-55.
12. Verelst S, Wouters P, Gillet J-B, Van den Berghe G. Emergency Department Crowding in Relation to In-hospital Adverse Medical Events: A Large Prospective Observational Cohort Study. J Emerg Med. déc 2015;49(6):949-61.
13. Kulstad EB, Kelley KM. Overcrowding is associated with delays in percutaneous coronary intervention for acute myocardial infarction. Int J Emerg Med. 5 juin 2009;2(3):149-54.
14. Vieth TL, Rhodes KV. The effect of crowding on access and quality in an academic ED. Am J Emerg Med. nov 2006;24(7):787-94.

15. Lee C-C, Lee N-Y, Chuang M-C, Chen P-L, Chang C-M, Ko W-C. The impact of overcrowding on the bacterial contamination of blood cultures in the ED. *Am J Emerg Med.* juill 2012;30(6):839-45.
16. Singer AJ, Thode HC, Viccellio P, Pines JM. The association between length of emergency department boarding and mortality. *Acad Emerg Med Off J Soc Acad Emerg Med.* déc 2011;18(12):1324-9.
17. Liew D, Liew D, Kennedy MP. Emergency department length of stay independently predicts excess inpatient length of stay. *Med J Aust.* 17 nov 2003;179(10):524-6.
18. Nippak PMD, Isaac WW, Ikeda-Douglas CJ, Marion AM, VandenBroek M. Is there a relation between emergency department and inpatient lengths of stay? *Can J Rural Med Off J Soc Rural Physicians Can J Can Med Rurale J Off Soc Med Rurale Can.* 2014;19(1):12-20.
19. Richardson DB. The access-block effect: relationship between delay to reaching an inpatient bed and inpatient length of stay. *Med J Aust.* 4 nov 2002;177(9):492-5.
20. Batal H, Tench J, McMillan S, Adams J, Mehler PS. Predicting patient visits to an urgent care clinic using calendar variables. *Acad Emerg Med Off J Soc Acad Emerg Med.* janv 2001;8(1):48-53.
21. Wargon M, Casalino E, Guidet B. From model to forecasting: a multicenter study in emergency departments. *Acad Emerg Med Off J Soc Acad Emerg Med.* sept 2010;17(9):970-8.
22. Wang Y-C, Lin Y-K, Chuang C-Y, Li M-H, Chou C-H, Liao C-H, et al. Associating emergency room visits with first and prolonged extreme temperature event in Taiwan: A population-based cohort study. *Sci Total Environ.* 1 févr 2012;416:97-104.
23. Calegari R, Fogliatto FS, Lucini FR, Neyeloff J, Kuchenbecker RS, Schaan BD. Forecasting Daily Volume and Acuity of Patients in the Emergency Department. *Comput Math Methods Med.* 2016;2016:3863268.
24. Zibners LM, Bonsu BK, Hayes JR, Cohen DM. Local weather effects on emergency department visits: a time series and regression analysis. *Pediatr Emerg Care.* févr 2006;22(2):104-6.
25. Tideman S, Santillana M, Bickel J, Reis B. Internet search query data improve forecasts of daily emergency department volume. *J Am Med Inform Assoc JAMIA.* 1 déc 2019;26(12):1574-83.
26. Viglino D, Vesin A, Ruckly S, Morelli X, Slama R, Debaty G, et al. Daily volume of cases in emergency call centers: construction and validation of a predictive model. *Scand J Trauma Resusc Emerg Med.* 29 août 2017;25(1):86.
27. Afilal M, Yalaoui F, Dugardin F, Amodeo L, Laplanche D, Blua P. Forecasting the Emergency Department Patients Flow. *J Med Syst.* juill 2016;40(7):175.
28. Kadri F, Harrou F, Chaabane S, Tahon C. Time series modelling and forecasting of emergency department overcrowding. *J Med Syst.* sept 2014;38(9):107.

29. Jones SS, Thomas A, Evans RS, Welch SJ, Haug PJ, Snow GL. Forecasting daily patient volumes in the emergency department. *Acad Emerg Med Off J Soc Acad Emerg Med*. févr 2008;15(2):159-70.
30. Xu M, Wong TC, Chin KS. Modeling daily patient arrivals at Emergency Department and quantifying the relative importance of contributing variables using artificial neural network. *Decis Support Syst*. 1 févr 2013;54(3):1488-98.
31. Bullard MJ, Unger B, Spence J, Grafstein E, CTAS National Working Group. Revisions to the Canadian Emergency Department Triage and Acuity Scale (CTAS) adult guidelines. *CJEM*. mars 2008;10(2):136-51.
32. Comparateur de territoire – Intercommunalité-Métropole de Bordeaux Métropole (243300316) | Insee [Internet]. [cité 12 oct 2020]. Disponible sur: <https://www.insee.fr/fr/statistiques/1405599?geo=EPCI-243300316>
33. Bordeaux-Mérignac (Gironde - France) | Relevés météo en temps réel - Infoclimat [Internet]. [cité 12 oct 2020]. Disponible sur: <https://www.infoclimat.fr/observations-meteo/temps-reel/bordeaux-merignac/07510.html>
34. Benedetti A, Abrahamowicz M. Using generalized additive models to reduce residual confounding. *Stat Med*. 30 déc 2004;23(24):3781-801.
35. Hastie T, Tibshirani R. Generalized additive models for medical research. *Stat Methods Med Res*. sept 1995;4(3):187-96.
36. WMO. World Weather Information Service [Internet]. World Weather Information Service. [cité 12 oct 2020]. Disponible sur: <https://worldweather.wmo.int/en/city.html?cityId=1083>

Le serment d'Hippocrate

Au moment d'être admis à exercer la médecine, je promets et je jure d'être fidèle aux lois de l'honneur et de la probité.

Mon premier souci sera de rétablir, de préserver ou de promouvoir la santé dans tous ses éléments, physiques et mentaux, individuels et sociaux.

Je respecterai toutes les personnes, leur autonomie et leur volonté, sans aucune discrimination selon leur état ou leurs convictions. J'interviendrai pour les protéger si elles sont affaiblies, vulnérables ou menacées dans leur intégrité ou leur dignité. Même sous la contrainte, je ne ferai pas usage de mes connaissances contre les lois de l'humanité.

J'informerai les patients des décisions envisagées, de leurs raisons et de leurs conséquences. Je ne tromperai jamais leur confiance et n'exploiterai pas le pouvoir hérité des circonstances pour forcer les consciences.

Je donnerai mes soins à l'indigent et à quiconque me les demandera. Je ne me laisserai pas influencer par la soif du gain ou la recherche de la gloire.

Admis dans l'intimité des personnes, je tairai les secrets qui me seront confiés. Reçu à l'intérieur des maisons, je respecterai les secrets des foyers et ma conduite ne servira pas à corrompre les mœurs.

Je ferai tout pour soulager les souffrances. Je ne prolongerai pas abusivement les agonies. Je ne provoquerai jamais la mort délibérément.

Je préserverai l'indépendance nécessaire à l'accomplissement de ma mission. Je n'entreprendrai rien qui dépasse mes compétences. Je les entretiendrai et les perfectionnerai pour assurer au mieux les services qui me seront demandés.

J'apporterai mon aide à mes confrères ainsi qu'à leurs familles dans l'adversité.

Que les hommes et mes confrères m'accordent leur estime si je suis fidèle à mes promesses ; que je sois déshonoré et méprisé si j'y manque.