



HAL
open science

Intérêt de l'intelligence artificielle pour l'extraction automatisée des patients présentant un traumatisme crânien notifié dans le dossier de régulation médicale du SAMU 33

Sewann Jeanne

► To cite this version:

Sewann Jeanne. Intérêt de l'intelligence artificielle pour l'extraction automatisée des patients présentant un traumatisme crânien notifié dans le dossier de régulation médicale du SAMU 33. Sciences du Vivant [q-bio]. 2022. dumas-03907401

HAL Id: dumas-03907401

<https://dumas.ccsd.cnrs.fr/dumas-03907401>

Submitted on 20 Dec 2022

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.

**UNIVERSITE DE BORDEAUX
U.F.R. DES SCIENCES MEDICALES**

Année 2022

Thèse n°3208

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

Présentée et soutenue publiquement

Par JEANNE Sewann

Né le 04/05/1994

Le jeudi 20 octobre 2022

**Intérêt de l'intelligence artificielle pour l'extraction
automatisée des patients présentant un traumatisme
crânien notifié dans le dossier de régulation médicale du
SAMU 33**

Sous la direction de monsieur le Docteur GIL-JARDINE Cédric

Membres du jury :

Monsieur le Professeur COMBES Xavier

Monsieur le Professeur GALINSKI Michel

Monsieur le Professeur REVEL Philippe

Monsieur le Docteur GIL-JARDINE Cédric

Président du jury

Rapporteur

Membre du jury

Membre du jury

REMERCIEMENTS

Aux membres du Jury :

Monsieur le Pr. COMBES, merci d'accepter de présider ma thèse. Merci de votre engagement pour ma formation et de votre pédagogie à la coordination du DES de Médecine d'Urgence.

Monsieur le Pr. REVEL, merci également pour l'engagement que vous mettez dans notre formation, ainsi que pour l'écoute et la bienveillance dont vous faites preuve tant sur le plan professionnel que personnel.

Monsieur le Pr. GALINSKI, merci d'avoir accepté d'être mon rapporteur de thèse et de l'engagement que vous mettez pour notre formation et pour l'accompagnement dans ce travail de thèse.

Monsieur le Dr. GIL-JARDINE, merci de m'avoir permis de réaliser cette thèse, de m'avoir soutenu et encouragé à sa réalisation. Merci d'avoir pris le temps de répondre à mes nombreuses questions sur cet univers informatique particulier. Merci également de ton investissement dans la formation des urgentistes bordelais. Je suis ravi de pouvoir continuer à travailler et à apprendre à tes côtés pour cette prochaine année.

Aux praticiens et aux équipes soignantes que j'ai rencontré au cours de mon internat :

Madame TOUCHAIS Helene, membre de l'équipe INSERM epidemiology injury. Un grand merci pour ton aide précieuse à la confection de l'algorithme. Merci de t'être rendue disponible de nombreuses fois, et de m'avoir permis de comprendre un peu mieux cet univers informatique de lignes de codes.

Monsieur le Dr. CATOIRE Pierre, merci pour ces années de formation et de la gentillesse dont tu nous as fait part tout au long de ton clinicat. Merci pour ces après-midis endiablés à nous faire fumer le cerveau sur les troubles acido-basique et les réglages d'un respirateur. Merci également d'avoir fait renaître la Société Aquitaine des Jeunes Urgentistes (SAJU) et de la présider.

Monsieur le Dr. DEGONDE Emmanuel, merci pour ta gentillesse et pour ton implication dans notre formation au cours de ton clinicat.

Monsieur le Dr. MERIGLIER Etienne, merci énormément pour ce grand saut dans l'inconnu qu'est le premier semestre de l'internat. Merci d'avoir seniorisé la prescription de mon premier Diffu-k. A toi devenu mon ami, merci pour ta qualité d'écoute, de formation et de partage de tes connaissances. Merci pour tes valeurs qui me sont chères et que nous avons en commun. Merci de supporter avec moi le Stade Rochelais.

A toute l'équipe de l'Unité 26 de l'Hôpital Saint André qui m'a supporté durant mon premier semestre d'internat et avec qui j'ai affronté les débuts de la pandémie du Covid-19. Merci à mes IDE préférées Coraline (mon acolyte de fête foraine), Cécile, Léa, Margaux et Sarah devenues mes amies. Merci à Julien, Ludo, Cécile, Soaz, ...

Merci à toute l'équipe médicale et paramédical des Urgences de Pellegrin, merci aux Docteurs Samin Pierre, Soudan Nathalie, Tellier Eric, De-La-Riviere Caroline, Jacquemin Renaud... A ceux que j'ai rencontré plus tard.

A l'équipe des Urgences-SMUR de Libourne. Merci de m'avoir formé à la pratique du SMUR, merci pour ce semestre qui m'a tant appris et conforté dans mes choix, merci au Dr. Bosc, Dr. Gagnepain, Dr. Blareau, Dr. Gregoire, Dr. Petitdidier, Dr. Bourayou, Dr. Harguindeguy, Dr. Moreau, Dr. Boudiche, Dr. Haziza de m'avoir permis de vous accompagner à l'arrière du VLM, merci pour votre constante bienveillance et écoute. A très bientôt pour le semestre de Docteur Junior.

L'équipe de Cardiologie du CH de Pau. Un grand merci au Dr. Delarche Nicolas, chef de service de cardiologie à Pau, pour ta pédagogie et ta bienveillance durant ces 6 mois. Merci aux docteurs Poustis Pierre, De Guillebon Maxime, Vitte Simon, Rougier Maria, Riviere JF, Bader Hugues, Bidegain Nicolas et Lasserre Raphael pour leur qualité de formateur, leur bonne humeur et les très bons moments passés ensemble. Merci à l'équipe paramédicale, Alexia le S de la Coronaire, Patou, Louise, Lolo, Camille, Angela, Vanessa le C et toutes les autres.

L'équipe de Réanimation polyvalente du CH de Bayonne, merci pour votre accueil et votre gentillesse. Merci pour la pédagogie dont vous faites preuve.

A ma famille et mes amis

A toi Papa et à toi Maman pour tout l'amour et le soutien que vous avez pu m'apporter depuis 28 ans. C'est grâce à vous que j'ai pu baigner depuis tout petit dans cette ambiance médicale et que j'ai pu en faire mon métier. Je vous aime.

A toi Etienne, mon petit frère. Il fallait compléter l'arbre familial en y rajoutant un Kinésithérapeute, tu penses... ! Je suis fier de ton parcours. Malgré la distance naissante, tu restes mon petit frère sur qui je peux compter et avec qui je peux faire des bêtises. Ne grossit pas trop en Guadeloupe.

A mon parrain et oncle Pierre et ma marraine et tante Marie-Claude. Merci de m'avoir guidé, soutenu et conforté dans mes choix depuis tout petit ; pour cette ambiance scientifique dont vous aussi m'avez imprégné. Merci de m'avoir supporté ces étés pour soulager mes parents, de m'avoir inculqué l'art et de m'avoir appris à jouer au Golf.

Au reste de ma famille, mes tantes Christine et Geneviève, mon oncle Alain, mes cousins Héloïse, Margaux, Thibault et Manon avec qui j'ai grandi et fait des âneries. A la nouvelle petite Cousine Charlotte qui vient d'arriver et qui va grandir tellement vite.

A mes grands-parents partis trop tôt. Albert, Jeanne, Guy, vous me manquez énormément. J'aurai aimé que vous puissiez voir ce travail et voir où j'en suis aujourd'hui.

A toi Mamie Jeanine, merci pour tout ton amour, ta bienveillance et tes encouragements sans faille.

A mes amis d'enfance Stanislas, Boris, Adrien, Sébastien, Jules et Alexis que je connais depuis la petite section de maternelle. Ma présence aux voyages et aux retrouvailles a été imparfaites ces dernières années mais c'est plus de 20ans passés ensemble qui rendent compte à quel point je tiens à vous. Sans nul doute vous faites partie de ma famille.

A mes amis de Faculté de Médecine de Poitiers, Jean, Océane, Jean, Samuel, Momo, Camille, Flipo, Youb, Antoine, JP, Quentin, Sami, Thomas, Marc. Un immense merci pour ces années d'externat alliant le sérieux et parfois un peu moins... Je ne peux imaginer ma vie sans vous. Un gros bisou à la petite Billy et la petite Roxane qui grandissent si vite.

A mes Amis de promo urgentistes Charlie, Pierre, Margot, Léna, Guillaume, Maé. Merci de me supporter dans mes moments sombres comme dans mes moments up. Je suis ravi que notre passion et rêve commun nous ait fait nous rencontrer. Un bon grand courage pour vos thèses à venir.

A mes colocataires actuels Marie et Cindy avec qui j'ai préparé cette thèse jusqu'au bout de la nuit et à mes co-internes actuels Shelma, Isabelle, Joris, William, Erwan et Pierre qui m'ont vu arriver plus d'une fois avec des cernes dans le service de réanimation.

Tous mes remerciements à Lisa, ma copine, sans laquelle cette thèse n'aurait pu voir le jour. Merci de me supporter à longueur de journée. Merci pour ta rigueur et la qualité de ton approche scientifique que ce soit devant tes patients ou devant une feuille, et plus encore pour l'amour que tu me démontres tous les jours. Merci pour ces voyages passés et ces voyages à venir.

Enfin, à mes oncles partis trop tôt, Christian, Bernard et Jean-Claude. Vous me manquez tous les jours. J'aurais tant aimé que vous puissiez me voir réussir et concrétiser mon rêve. Vous seriez fiers de moi. Je vous dédie aujourd'hui ce travail.

SOMMAIRE

1	INTRODUCTION.....	7
2	MATERIELS ET METHODES.....	10
2.1	TYPE D’ETUDE.....	10
2.2	OBJECTIFS DE L’ETUDE.....	10
2.3	CRITERES D’INCLUSION ET DE NON INCLUSION.....	10
2.4	CRITERE DE JUGEMENT PRINCIPAL.....	11
2.5	RECUEIL DE DONNÉES	11
2.5.1	Pratique clinique.....	11
2.5.2	Modèle.....	12
2.5.3	Données.....	12
2.5.4	Schématisation de la procédure de classification	14
2.6	CRITERE D’EVALUATION.....	14
2.7	ANALYSE STATISTIQUE	15
2.8	ASPECT ETHIQUE.....	15
3	RESULTATS.....	16
3.1	DONNÉES DÉMOGRAPHIQUES.....	16
3.2	ANALYSE PRINCIPALE.....	19
3.3	APPLICATION DU MODELE SUR POPULATION ENTIERE	20
4	DISCUSSION.....	22
5	CONCLUSION.....	25
6	ANNEXES.....	26
7	BIBLIOGRAPHIE.....	27

ABREVIATIONS :

ARM : Assistant de Régulation Médicale

AUC : Aire sous la Courbe ROC

CHU : Centre Hospitalier Universitaire

GPT : Generative Pre-trained Transformer

MGAP : Mécanisme, Glasgow, Age, Pression artérielle

OMS : Organisation Mondiale de la Santé

SAMU : Service d'Aide Médicale d'Urgence

Se : Sensibilité

SMUR : Service Mobile d'Urgence et de Réanimation

TC : Traumatisme crânien

VPP : Valeur Prédicative Positive

1 INTRODUCTION

D'après les données de l'Organisation Mondiale de la Santé (OMS), 5 millions de personnes décèdent chaque année des suites d'un traumatisme, soit 9% de la mortalité chaque année à l'échelle mondiale, dont 24% en lien avec des accidents de la route. (1)

En France, la moyenne d'âge des patients traumatisés est de 64 ans, avec un délai de séjour en réanimation de 7 jours et un taux de mortalité à 30 jours pour cette population en réanimation estimé à 23%. (2,3)

Le nombre de passages hebdomadaire aux urgences pour cause traumatique est de 43081 passages par semaine pour les plus de 15 ans, soit environ 31% des motifs de recours aux soins d'urgence. (4)

Le traumatisme crânien est littéralement défini par un mécanisme physique externe pouvant engendrer des lésions cérébrales dont la gravité est susceptible de provoquer un décès, des troubles fonctionnels ou neurocognitifs. Il était évalué en 2017 une incidence de 2,5 millions de traumatisme crânien en Europe (5). Le diagnostic de traumatisme crânien en préhospitalier et sa stadification permettent : d'identifier précocement les sujets nécessitant une prise en charge en soins intensifs ou la réalisation de bilans complémentaires notamment scanographiques, d'adapter des vecteurs de prise en charge préhospitalière ainsi que le transfert vers les centres dédiés bénéficiant d'un plateau technique. Chacun de ces éléments contribue à limiter le délai de prise en charge. (3,6)

L'algorithme de Vittel est déjà largement utilisé par les équipes de régulation médicale pour guider l'orientation et la prise en charge du patient traumatisé en préhospitalier. D'autres score tel que le Glasgow, les données hémodynamiques et respiratoires, l'âge et le mécanisme

du traumatisme combinés dans le score MGAP sont communément utilisés par le régulateur afin de limiter les erreurs de triage.(7–10)

Pour *Sartorius et al.* un algorithme de triage efficace doit entraîner un taux de sous-triage inférieur à 5 %, au prix d'un sur-triage de 25 à 50 % afin de limiter raisonnablement le nombre de décès. (7,10)

Alors que l'efficacité et la rapidité de prise en charge sont primordiales, l'identification du niveau de risque des traumatismes crâniens peut être difficile en préhospitalier (11). En effet, les signes cliniques à disposition en préhospitalier ont une faible sensibilité pour appréhender des éléments pronostics, comme la pression intracrânienne dans les suites d'un traumatisme crânien. (12)

Plusieurs auteurs ont déjà travaillé sur des modèles de prédiction pour évaluer la gravité des patients présentant un traumatisme crânien (13–17). Cependant la plupart utilisent des données intra-hospitalières comme les résultats de bilans biologiques ou scanographiques. (13,14)

Par ailleurs la plupart des modèles utilisés cherchent à prédire les conséquences engendrées par un traumatisme crânien et non le diagnostic de traumatisme crânien en lui-même. (18–22)

Aujourd'hui, la recherche sur le traumatisme crânien en préhospitalier est quasiment inexistante alors qu'il s'agit pourtant d'un enjeu majeur. Ainsi, l'identification automatisée d'un grand nombre de données concernant le traumatisme crânien pourrait permettre d'obtenir des données précises sur sa sévérité, les délais de prise en charge et le pronostic des traumatisés crâniens pris en charge en préhospitalier. En utilisant une grande variété de données préhospitalières et en les assimilant aux nouveaux algorithmes émergent

d'apprentissage automatique, il semble envisageable d'améliorer la performance de l'identification d'un traumatisme crânien.

Cette étude vise à évaluer la performance d'un outil de classification utilisant un algorithme d'apprentissage automatique pour l'identification des dossiers de régulation impliquant un traumatisme crânien sur les données contenues dans le dossier de régulation médicale. De plus ce travail permet de décrire brièvement les caractéristiques cliniques et anamnestiques des traumatisés crâniens.

2 MATERIELS ET METHODES

2.1 TYPE D'ETUDE

Il s'agit d'une étude rétrospective, monocentrique et transversale portant sur les dossiers de régulation médicale des patients régulés par le centre de régulation du Service d'Aide Médicale d'Urgence (SAMU) centre 15, du Centre Hospitalier Universitaire (CHU) de Bordeaux du 1^{er} Janvier 2009 au 1^{er} Novembre 2021.

2.2 OBJECTIFS DE L'ETUDE

L'objectif principal était d'évaluer la performance d'un modèle de type transformer (deep learning) pour l'identification automatisée des dossiers de régulation médicale contenant le motif « traumatisme crânien » d'après les informations contenues dans un dossier de régulation médicale.

Les objectifs secondaires étaient de décrire brièvement les caractéristiques démographiques des patients appelant pour motif de traumatisme crânien et d'apprécier les résultats suite à l'application du modèle sur l'ensemble de la population.

2.3 CRITERES D'INCLUSION ET DE NON INCLUSION

Les critères d'inclusion étaient tous dossier de régulation médicale disponible dans la base de données du SAMU centre 15 du CHU de Bordeaux, pendant la période d'inclusion, qui que soit l'appelant initial et quelle que soit la décision ou non de déclencher un vecteur pour la prise en charge du patient concerné.

Les critères de non inclusion étaient les dossiers de régulation incomplets ou avec des données manquantes, les dossiers faisant l'objet d'un doublon, les patients raccrochant au téléphone avec échec de rappel par l'Assistant de Régulation Médical (ARM).

2.4 CRITERE DE JUGEMENT PRINCIPAL

Le critère de jugement principal était la présence d'une notion de traumatisme crânien dans le dossier de régulation médicale. Le diagnostic de traumatisme crânien était évalué comme un choc direct ou indirect reçu à la tête en regard des os du crâne et quel que soit son degré de gravité. Ont été évalués les traumatismes crâniens avec perte de connaissance initiale ou amnésie des faits ainsi que les suspicions de traumatisme crânien devant l'absence de témoin, au regard des données anamnestiques et de l'examen loco-régional du patient (hématome du crâne, plaie du scalp, dermabrasion). La notion d'accélération/décélération rentrait aussi dans la définition du traumatisme crânien.(23)

2.5 RECUEIL DE DONNÉES

2.5.1 Pratique clinique

Le département de la Gironde est desservi par le centre de régulation médicale nommé SAMU 33. Dans la pratique française, un appel par le biais du numéro dédié (le « 15 ») est dans un premier temps reçu par un assistant de régulation médicale puis transféré à un médecin urgentiste ou à un praticien généraliste (selon la sévérité du tableau) qui décide ensuite de la réponse à donner à l'appel. Cette dernière peut aller du simple conseil médical au déploiement de l'équipe du Service Mobile d'Urgence et de Réanimation (SMUR). Pour chaque cas traité un dossier est créé sous la forme de notes en texte libre informatisées. Ce dossier est complété au fur et à mesure de la prise en charge, des données changeantes et des interactions téléphoniques. Ce dossier clinique contient donc toutes les informations sur l'événement à l'origine de l'appel jusqu'à l'orientation finale du patient.

2.5.2 Modèle

Basé sur le paradigme de l'apprentissage automatique, nous avons utilisé pour l'étude un modèle de langage pré-entraîné, basé sur l'architecture Transformer, appelé Generative Pre-trained Transformer 2 (GPT-2) publié en février 2019 par la société OpenAI. Ce modèle a la capacité d'exécuter des tâches comme de générer des textes cohérents, faire des « question-réponses », ou encore des classements de documents avec un nombre de données d'entraînement limité.

Le modèle ici étudié a été développé et paramétré par l'équipe *INSERM Injury Epidemiology Transport Occupation (IETO) UI219* de l'Université de Bordeaux.

L'entraînement du modèle est scindé en deux étapes (figure 1). La première étape correspond au pré-entraînement auto-supervisé du GPT2 sur l'ensemble du corpus de dossiers médicaux. Dans cette étude, plus de 3 millions de dossiers cliniques en texte libre non étiquetés étaient disponibles pour la période du 1^{er} Janvier 2009 au 1^{er} Novembre 2021 dans le système de dossiers médicaux numériques du centre de régulation. Cette étape a la capacité de générer un texte synthétisé de façon automatique en prenant compte des notes cliniques du dossier de régulation médicale. La génération de ce texte synthétique suggère que le modèle apprend le contexte sémantique de chaque situation médicale. La deuxième étape est supervisée par le biais d'une procédure d'annotation par la main humaine ; elle permet *in fine* de créer un système capable de réaliser des tâches de classification de données.

2.5.3 Données

2.5.3.1 Construction du modèle

Les dossiers de régulation médicale issus d'appels téléphoniques du centre de régulation médical du SAMU 33 ont été prélevés pour la période du 1^{er} Janvier 2009 au 1^{er} Novembre 2021 et utilisés dans leur intégralité pour le pré-entraînement auto-supervisé du

modèle GPT-2. Les éléments issus de l'anamnèse (âge, sexe, motif d'appel, zone de régulation, établissement de destination au transfert) ont été recueillis d'après la base de données des dossiers médicaux informatisés.

Un premier échantillon d'entraînement a été construit en tirant des dossiers au hasard dans l'ensemble des données, puis ces dossiers ont été annotés. Cette procédure d'annotation a été réalisée par un annotateur unique sur ces dossiers échantillonnés afin d'obtenir une régularité et une systématisation homogène de l'annotation. Un dossier était étiqueté comme « traumatisme crânien » s'il contenait explicitement la mention « traumatisme crânien » (TC) ou si l'anamnèse et les données cliniques laissaient envisager un TC (plaie du scalp, bosse, hématome, ...). Sinon, il était étiqueté comme « autre ». Cette procédure d'annotation supervisée était sujette à une commande anticipatrice du modèle, de telle sorte qu'il prédisait le diagnostic selon les données précédemment annotées. Vingt pourcents de ces dossiers ont été utilisés comme test pour optimiser et identifier les performances du modèle en temps réel ; et ainsi pour définir le moment à partir duquel on pouvait arrêter l'annotation.

2.5.3.2 Échantillon Test

Le modèle ainsi entraîné a ensuite été validé pour ajuster des hyperparamètres de l'algorithme puis testé sur un échantillon test comprenant des dossiers de régulation médicale tirés au hasard sur la totalité de la banque de données, une fois les données d'entraînement supprimées. Ces dossiers ont à nouveau été annotés « TC » ou « autre » puis comparés aux prédictions du modèle entraîné afin d'en tirer les performances du modèle en question. Cette nouvelle étape d'annotation supervisée a aussi fait l'objet d'une commande anticipatrice.

Le modèle ainsi obtenu a enfin été appliqué pour une analyse descriptive sur la totalité des dossiers de régulation médicale.

2.5.4 Schématisation de la procédure de classification

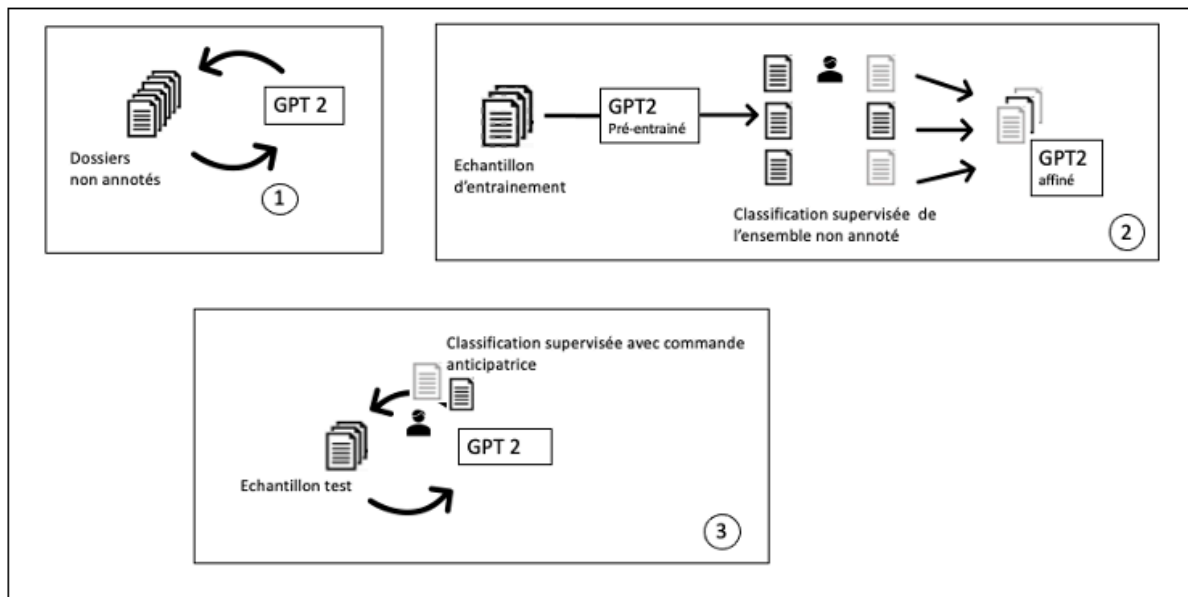


Figure 1 : Schématisation de la procédure de classification. 1- Pré-Entraînement auto-supervisé du modèle GPT2 sur 3 846 479 dossiers. 2- Entraînement du GPT2 par l'annotation supervisée, avec commande anticipatrice, d'un échantillon d'entraînement de 1851 dossiers en « TC » ou « autre », créant ainsi un GPT2 affiné. 3- Test du modèle par classification supervisée, avec commande anticipatrice, d'un échantillon test de 1000 dossiers. Une quatrième étape consista au lancement du modèle sur l'ensemble de la base de données pour une étude descriptive.

2.6 CRITERE D'EVALUATION

Les critères de performance du modèle étaient la sensibilité, la valeur prédictive positive (VPP) et la spécificité. Est défini comme sensibilité la fraction des dossiers détectés comme TC parmi tous les dossiers contenant des TC. Est défini comme précision la fraction des dossiers contenant des TC parmi ceux détectés comme TC. Est défini comme spécificité la fraction des dossiers détectés ne contenant pas de TC parmi tous les dossiers ne contenant pas de TC.

2.7 ANALYSE STATISTIQUE

Une analyse démographique a été décrite dans cette étude. Les variables catégorielles ont été comparées en utilisant de Fisher.

La sensibilité, la spécificité, la valeur prédictive positive et la valeur prédictive négative, ont été déterminées avec un intervalle de confiance de 95%. Nous avons calculé le taux de faux positifs par 1-spécificité. La performance du modèle a été évaluée en utilisant une courbe ROC sur l'échantillon test. Nous avons considéré qu'une aire sous la courbe de 0,5 ne montrait pas de discrimination, 0,7-0,8 était acceptable, 0,8-0,9 était excellent et plus de 0,9 était exceptionnel.(24)

Toutes les analyses statistiques ont été réalisées avec le logiciel R. Les modèles de type transformer ont été construits à l'aide du logiciel Python.

2.8 ASPECT ETHIQUE

Cette étude a été réalisée en conformité en termes de protection des données de santé à caractère personnel et de protection de la vie privée au cadre de l'application prévue par l'article 65-2 de la loi Informatique et Libertés modifiée, et du règlement général de protection des données à caractère personnel.

3 RESULTATS

3.1 DONNÉES DÉMOGRAPHIQUES

Parmi les 3 846 479 patients appelant le centre de régulation sur la période 2009 à 2021, 2851 patients ont été inclus dans l'analyse finale (figure 2). Les patients ont été séparés en deux échantillons : un échantillon d'entraînement comprenant 1851 patients (64,9%) et le reste dans un échantillon test comprenant 1000 patients (35,1%) (figure 2).

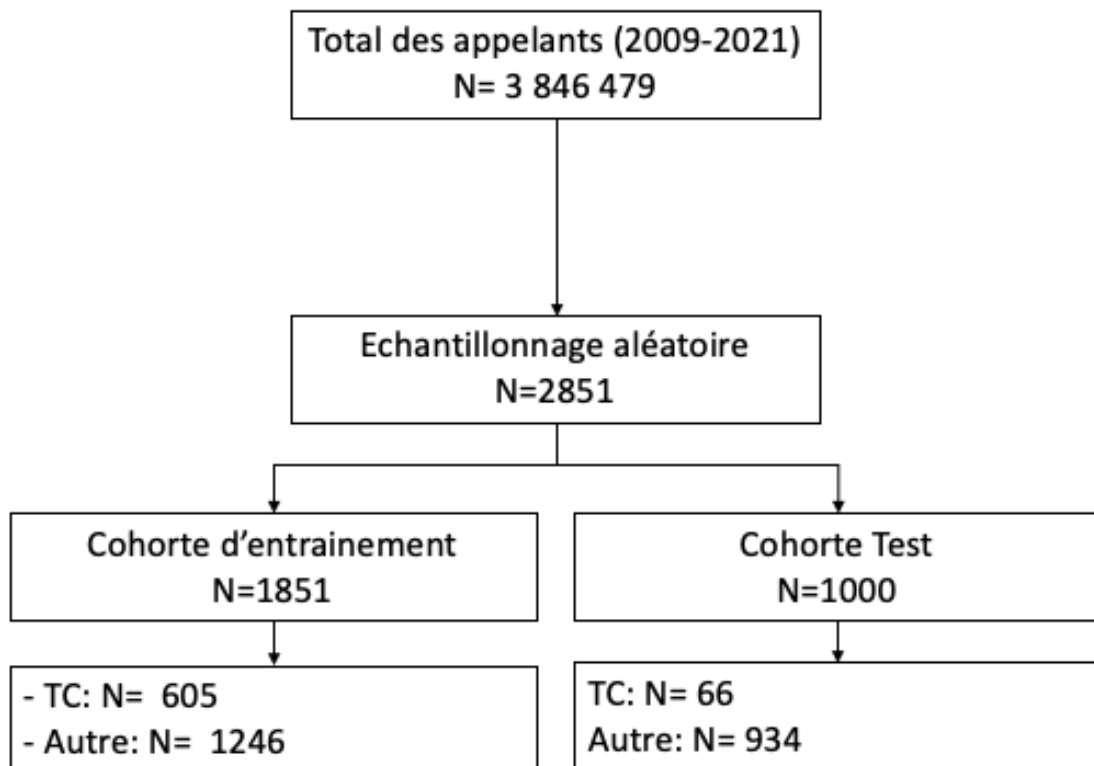


Figure 2 : Diagramme de flux. TC, traumatisme crânien

Parmi la cohorte d'entraînement, les données de 1480 patients ont été utilisées pour former l'échantillon d'entraînement ; et le reste comprenant 371 patients a servi à optimiser et identifier les performances du modèle en temps réel.

Le *tableau 1* et la *tableau 2* montrent respectivement les caractéristiques démographiques de l'échantillon d'entraînement et de l'échantillon test. La médiane d'âge était de 40 ans [16 ;76] dans l'échantillon de développement, et 41 ans [20 ;67] dans l'échantillon test. Outre les sous-

classes « autre blessé » et « autre maladie », comprenant respectivement la traumatologie et la médecine « tout venant », les causes principales de traumatisme crânien étaient les accidents de la voie publique pour l'échantillon d'entraînement (8,1%). En revanche dans l'échantillon test, la traumatologie figurait comme la principale cause de traumatisme crânien (77,3%). Le diagnostic de traumatisme crânien apparaissait dans 32,7% des dossiers de la cohorte d'entraînement et dans 6,6% de la cohorte test.

Tableau 1 : Caractéristiques de l'échantillon d'entraînement

Variables		Total N= 1851		TC N=605		Autre N=1246		P
Age (années)	(Med[EIQ])	40	[16 ;76]	-	-	-	-	
		n	%	n	%	n	%	
Sexe	Femme	865	46,7	267	44,1	598	48	P=0,118
	Homme	984	53,2	338	55,9	646	51,8	
	NR	2	0,1	0	0	2	0,2	
Motif d'appel	AVP	140	7,6	49	8,1	91	7,4	P<0,001
	ACR	5	0,3	0	0	5	0,4	
	DT	27	1,5	1	0,2	26	2,1	
	Dyspnée	36	2	0	0	36	2,9	
	Incendie/explosion	2	0,1	0	0	2	0,2	
	Intoxication	21	1,1	1	0,2	20	1,6	
	Ivresse VP	12	0,7	3	0,5	9	0,7	
	Malaise	120	6,5	15	2,5	115	8,5	
	Noyade	1	0,1	0	0	1	0,1	
	Parturiente	9	0,5	0	0	9	0,7	
	PRPA/ Relevage	83	4,5	14	2,3	69	5,6	
	Secondaire	13	0,7	1	0,2	12	1	
	Psychiatrie/social	20	1,1	0	0	20	1,6	
	Autre blessé	820	44,6	439	72,6	381	30,9	
	Autre maladie	486	26,4	73	12,1	413	33,4	
Non classable	56	3	-	-	-	-		
Zone de régulation	Généralistes	858	46,4	296	48,9	562	45,1	P=0,116
	SAMU	978	52,8	306	50,7	672	53,9	
	CAP	8	0,4	0	0	8	0,6	
	Autre	7	0,4	4	0,4	3	0,4	
Établissement de destination	Dom., MT, SOS med.	1026	55,4	328	54,2	698	56	-
	HOP Pellegrin	226	12,2	95	15,7	131	10,5	
	HOP Libourne RB	76	4,1	23	3,8	53	4,3	
	Cl. Bordeaux Nord	68	3,7	19	3,1	49	3,9	
	CL. Rive droite	60	3,2	18	3	42	3,4	
	HOP Langon	56	3	12	2	44	3,5	
	HOP St André	47	2,5	10	1,7	37	3	
	Hop Arcachon	46	2,5	16	2,6	30	2,4	
	HOP Robert Picqué	42	2,3	13	2,1	29	2,3	
	HOP enfants	38	2,1	13	2,1	25	2	
	HOP Haut Leveque	4	0,2	1	0,2	3	0,2	
	CL. Mutualiste	27	1,5	8	1,3	19	1,5	
	Autre	135	7,3	49	8,2	86	7	

Med, médiane ; EIQ, Espace Interquartiles ; AVP, Accident de la voie publique ; ACR, Arrêt cardio-respiratoire ; DT, Douleur thoracique ; CAP, Centre antipoison ; Cl, Clinique ; HOP, Hôpital

Tableau 2 : Caractéristiques de l'échantillon Test

Variables	Med[EQ]	Total N=1000		TC N=66		Autre N=934		P
		n	%	n	%	n	%	
Age (années)	Med[EQ]	41	[20;67]	-	-	-	-	
Sexe								P= 0,238
	Femme	538	53,8	29	43,9	509	54,5	
	Homme	461	46,1	37	56,1	424	45,4	
	Non renseigné	1	0,1	0	0	1	0,1	
Motif d'appel								P<0,001
	AVP	18	1,8	1	1,5	17	1,8	
	ACR	8	0,8	0	0	8	0,9	
	DT	47	4,7	0	0	47	5,1	
	Dyspnée	37	3,7	0	0	37	4	
	Incendie/explosion	0	0	0	0	0	0	
	Intoxication	22	2,2	0	0	22	2,4	
	Ivresse VP	2	0,2	0	0	2	0,2	
	Malaise	87	8,7	3	4,5	84	9,1	
	Noyade	1	0,1	0	0	1	0,1	
	Parturiente	20	2	0	0	20	2,2	
	PRPA/ Relevage	45	4,5	1	1,5	44	4,8	
	Secondaire	15	1,5	0	0	15	1,6	
	Psychiatrie/social	17	1,7	0	0	17	1,8	
	Autre blessé	189	18,9	51	77,3	138	15	
	Autre maladie	447	44,7	8	12,1	439	47,6	
	Non classable	45	4,5	2	3,1	43	4,6	
Zone de régulation								P= 0,376
	Généralistes	546	54,6	43	65,2	503	53,9	
	SAMU	430	43	23	34,8	407	43,6	
	CAP	14	1,4	0	0	14	1,5	
	Autre	10	1	0	0	10	1	
Établissement de destination								
	Dom., MT, SOS med.	690	69	39	59,1	651	69,7	
	HOP Pellegrin	65	6,5	7	10,6	58	6,2	
	HOP Libourne RB	37	3,7	3	4,5	34	3,6	
	Cl. Bordeaux Nord	33	3,3	1	1,5	32	3,4	
	CL. Rive droite	11	1,1	0	0	11	1,2	
	HOP Langon	18	1,8	2	3	16	1,7	
	HOP St André	33	3,3	0	0	33	3,5	
	Hop Arcachon	18	1,8	5	7,6	13	1,4	
	HOP Robert Picqué	16	1,6	2	3	14	1,5	
	HOP enfants	13	1,3	3	4,5	10	1,1	
	HOP Haut Leveque	3	0,3	0	0	3	0,3	
	CL. Mutualiste	11	1,1	1	1,5	10	1,1	
	Autre	52	5,2	3	4,5	49	5,2	

Med, médiane ; EQ, Espace Interquartiles ; AVP, Accident de la voie publique ; ACR, Arrêt cardio-respiratoire ; DT, Douleur thoracique ; CAP, Centre antipoison ; Cl, Clinique ; HOP, Hôpital

3.2 ANALYSE PRINCIPALE

Le modèle d'intelligence artificielle a obtenu une sensibilité de 89.4% et une valeur prédictive positive (VPP) de 86,8%, sur le test de 1000 dossiers. (Tableau 3)

Tableau 3 : Performance globale du modèle pour l'identification d'un traumatisme crânien dans un dossier de régulation médicale.

	Se (%)	Sp (%)	VPP (%)	VPN (%)
Diagnostic de TC	89.4	99	86,8	99,2

TC : traumatisme crânien, Se : Sensibilité, Sp : Spécificité, VPP : Valeur prédictive positive, VPN : Valeur prédictive négative

L'aire sous la courbe ROC pour l'identification des traumatismes crâniens par le modèle dans les dossiers de régulation est de 0,974 avec IC 95% [0,943-1]. Le taux de faux positifs (1-spécificité) était de 1% (Figure 3).

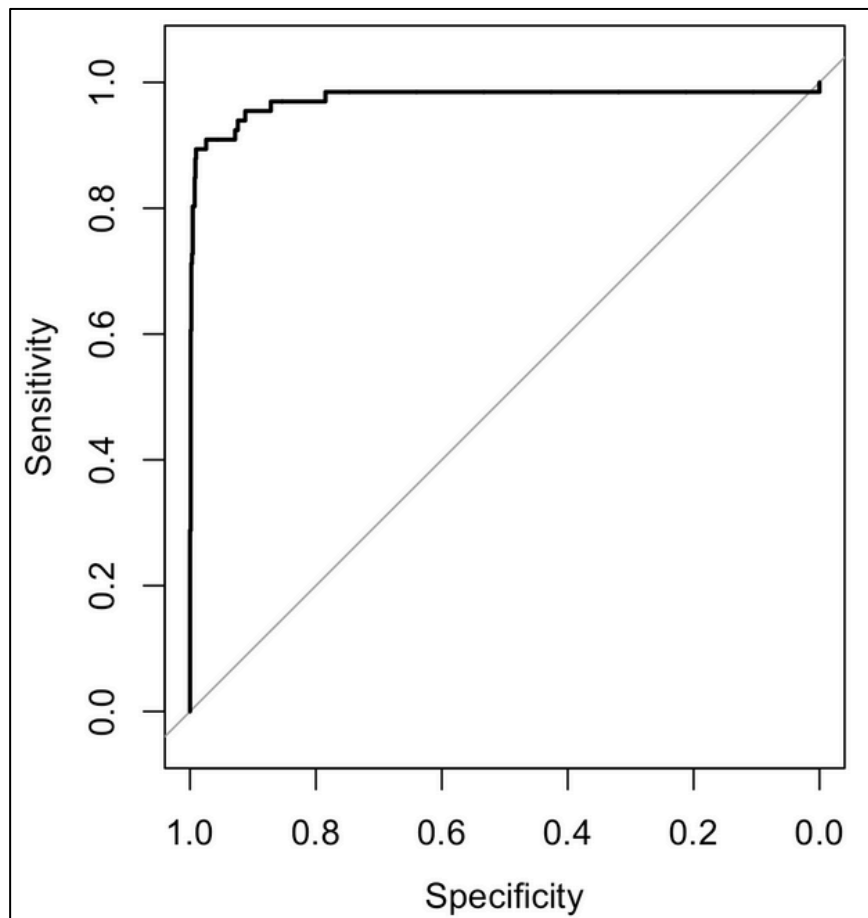


Figure 3 : Courbe ROC du modèle pour la prédiction de traumatisme crânien.

3.3 APPLICATION DU MODELE SUR POPULATION ENTIERE

Suite à sa validation, l'algorithme a été appliqué sur l'ensemble des 3 846 479 données afin de réaliser une analyse démographique de la base de données de régulation médicale. Le modèle était en autonomie complète pour l'identification des traumatismes crâniens dans la banque de données. Cette étape d'identification n'a donc pas été comparée à l'annotation humaine ni sujette à vérification. En effet l'annotation manuelle d'une telle quantité de données serait probablement trop longue et fastidieuse. Le tableau 4 représente la classification en « TC » ou « autre » de l'ensemble de la base de données de régulation médicale par l'algorithme d'apprentissage automatique.

En *Annexe 1* figure l'évolution au cours des années du nombre d'appel pour motif de traumatisme crânien au centre de régulation SAMU 33. On peut ainsi visualiser une augmentation des appels pour TC depuis 2009.

Tableau 4 : Caractéristiques l'ensemble de la population après lancement du modèle.

Variables		Total N=3846479		TC N=297726		Autre N=3548753	
		n	%	n	%	n	%
Age (années)	(Med[EIQ])	42	[19 ;70]	25	[7;66]	42	[20 ;70]
Sexe							
	Femme	2004937	52,1	125531	42,2	1879406	53
	Homme	1837920	47,8	171821	57,7	1666099	46,9
	NR	3622	0,1	374	0,1	3248	0,1
Motif d'appel							
	AVP	125776	3,3	28019	9,4	97757	2,8
	ACR	18011	0,5	479	0,2	17532	0,5
	DT	189150	4,9	517	0,2	188633	5,3
	Dyspnée	161784	4,2	756	0,3	161028	4,5
	Incendie/explosion	6576	0,2	219	0,1	6357	0,2
	Intoxication	92893	2,4	716	0,2	92177	2,6
	Ivresse VP	11118	0,3	576	0,2	10542	0,3
	Malaise	311922	8,1	14026	4,7	297896	8,4
	Noyade	2303	0,06	89	0,03	2214	0,1
	Parturiente	45833	1,2	134	0,05	45699	1,3
	PRPA/ Relevage	143120	3,7	7512	2,5	135608	3,8
	Secondaire	40368	1	808	0,3	39560	1,1
	Psychiatrie/social	75817	2	972	0,3	74845	2,1
	Autre blessé	720216	18,7	205408	69	514808	15
	Autre maladie	1738641	45,2	31932	10,7	1706709	48
	Non classable	162951	4,2	5563	1,9	157388	4,4
Zone de régulation							
	Généralistes	1979889	51	152360	51	1827529	52
	SAMU	1782758	46	143844	48	1638914	46
	CAP	53728	2	151	0,3	53577	1,5
	Autre	30104	1	1371	0,7	28733	0,5
Établissement de destination							
	Dom., MT, SOS med.	-	-	-	-	-	-
	HOP Pellegrin	273487	7,1	40520	13,6	232967	6,6
	HOP Libourne RB	146595	3,8	12873	4,3	133722	3,8
	Cl. Bordeaux Nord	86181	2,2	7393	2,5	78788	2,2
	CL. Rive droite	67688	1,8	7234	2,4	60454	1,7
	HOP Langon	85751	2,2	8076	2,7	77675	2,2
	HOP St André	139194	3,6	3861	1,3	135333	3,8
	Hop Arcachon	71249	1,9	7793	2,6	63456	1,8
	HOP Robert Picqué	63146	1,6	6409	2,2	56737	1,6
	HOP enfants	60614	1,6	10370	3,5	50244	1,4
	HOP Haut Leveque	21179	0,6	315	0,1	20864	0,6
	CL. Mutualiste	45115	1,2	4451	1,5	40664	1,1
	Autre	-	-	-	-	-	-

Med, médiane ; EIQ, Espace Interquartiles ; AVP, Accident de la voie publique ; ACR, Arrêt cardio-respiratoire ; DT, Douleur thoracique ; CAP, Centre antipoison ; Cl, Clinique ; HOP, Hôpital

4 DISCUSSION

En utilisant des données préhospitalières des dossiers numériques de régulation médicale du SAMU 33, nous avons développé et validé un modèle de classification des dossiers de régulation médicale contenant la notion de traumatisme crânien en utilisant un algorithme d'apprentissage profond. Les performances du modèle sont excellentes (AUC= 0.974). Nous avons également pu identifier que 6,6% des dossiers de régulation médicales contiennent une notion de traumatisme crânien.

L'utilisation des données préhospitalières et l'approche diagnostique par le biais de l'apprentissage automatique améliore les performances en diminuant le nombre de faux positifs comparé aux modèles statistiques traditionnels (25). Ces performances devraient nous permettre de travailler sur des bases de données importantes et ainsi nous aider à comprendre les déterminants préhospitaliers chez les traumatisés crâniens.

Plusieurs études ont montré que l'évaluation des praticiens des services d'urgences sur les seules informations préhospitalières est efficace pour l'identification des patients avec traumatisme sévère qui requièrent d'un transfert direct vers un « trauma center ». (26–28).

Les traumatismes crâniens comptent pour un nombre significatif des traumatisés sévères (27), et l'identification des traumatismes crâniens dans cette population pourrait améliorer la prise en charge et l'orientation des patients. (29).

Les signes cliniques en préhospitalier ont montré leur mauvaise performance pour différencier les patients avec TC (12), et la plupart des études de modèle de prédiction se basent sur des données intra-hospitalières (13,14,30). Dans cette étude un modèle de classification pour les TC a été testé en utilisant des informations préhospitalières et nous avons trouvé une discrimination exceptionnelle pour le diagnostic de traumatisme crânien. Une récente étude multicentrique, élaborée par *Choi et al.* , a évalué la performance de cinq algorithmes de *machine learning* comparé à un modèle classique de régression logistique sur le diagnostic et

le pronostic de traumatismes crâniens parmi les patients pris en charge pour traumatisme sévère et uniquement avec des données préhospitalières. Les modèles de machine learning qui y étaient étudiés montraient une performance de discrimination acceptable (AUROC 0,799 [0,732 à 0,867] sur le meilleur modèle). (25) Toutefois leurs applications ne peuvent se transposer à la pratique médicalisée préhospitalière française, et les patients âgés de 15 ans et plus n'étaient inclus que sur traumatisme sévère.

En considérant la prévalence du critère de jugement principal dans notre étude (6,6%), il y aurait 2 faux-positifs tous les 10 dossiers correctement identifiés comme traumatisme crânien (*Annexe 2*).

Le modèle étudié a, après validation des performances, été appliqué pour extraire les traumatismes crâniens de la volumineuse base de données du SAMU 33 entre 2009 et 2021 (*Tableau 4*). Cette classification a été faite de manière autonome par le modèle et certains résultats sont surprenants voire critiquables, au regard de la classification de certaines parturientes en traumatisme crânien.

Le nombre d'appels pour TC ayant augmenté durant les dix dernières années (*Annexe 1*), la disparité d'accès aux trauma-center et l'importance de la rapidité de prise en charge en soin d'urgence sont les principales raisons derrière la nécessité d'une performance diagnostique en médecine préhospitalière. L'utilisation de données non structurées, comme le monitoring des signes vitaux en temps réel ou l'évaluation d'un grand nombre de patient en multiculture dans les modèles d'apprentissage automatique pourrait améliorer considérablement la performance de ces modèles.

Parmi les forces de l'étude on peut citer le fait qu'elle a été réalisée sur un effectif important (N=1000). Par ailleurs il s'agit à notre connaissance de la première étude française

évaluant la classification des traumatismes crâniens par un algorithme d'intelligence artificielle sur les seules données préhospitalières. De plus notre étude ne s'est pas limitée à inclure uniquement une population adulte.

Cette étude a plusieurs faiblesses. Premièrement les données ont été collectées sur un seul centre de régulation, ce qui peut impacter la validité externe du modèle étudié. Deuxièmement, les données préhospitalières ont été collectées rétrospectivement sur des données informatisées et de ce fait il pourrait y avoir des informations cliniques manquantes ou erronées. Troisièmement, il est possible que le modèle étudié ait fait l'objet d'un sur-apprentissage ou d'un sous-apprentissage. Pour minimiser ces effets nous avons recherché puis choisi des hyperparamètres en fonction de leur performance dans une cohorte de validation indépendante. Cette cohorte de validation a servi à définir le nombre d'époch, c'est à dire le nombre de fois auquel on montre les données au modèle (40 epochs dans cette étude). S'il n'y en a pas assez, le modèle n'est alors pas à l'optimum de sa performance ; s'il y en a trop, le modèle est alors trop adapté aux données d'entraînement et généralise mal. Quatrièmement nous avons utilisé les critères de triage propre aux recommandations françaises et l'extrapolation à d'autres modèles de triage ou de prise en charge préhospitalière peut être limité. Enfin, la phase d'application de l'algorithme sur la volumineuse base de donnée du SAMU 33 n'a pas été sujette à vérification ou à une comparaison à une classification humaine. De ce fait, certains résultats obtenus sont critiquables.

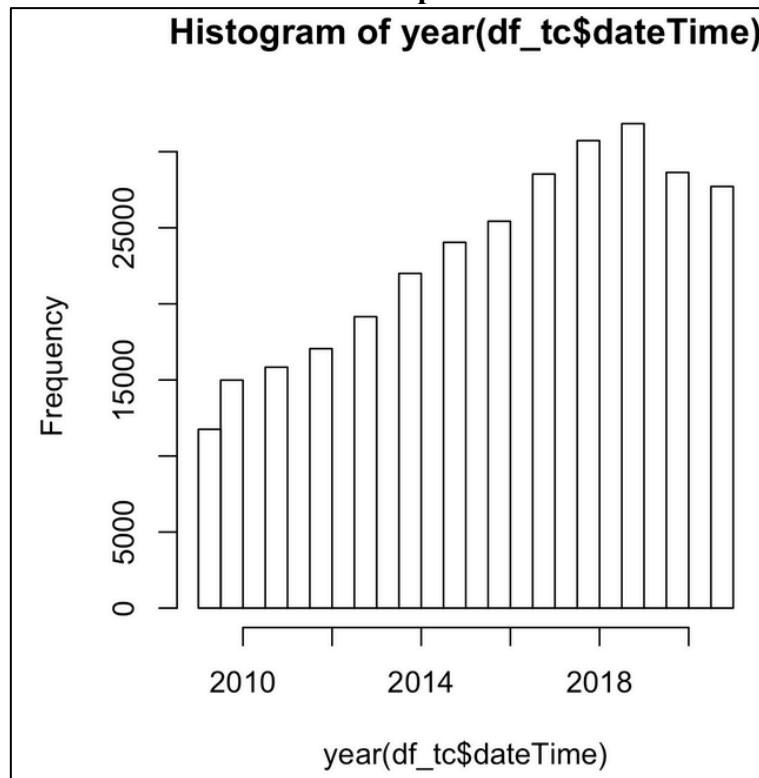
5 CONCLUSION

Nous avons évalué la performance d'un modèle de classification des dossiers de régulation médicale contenant la notion de traumatisme crânien en utilisant un algorithme d'apprentissage profond parmi un corpus de dossiers du SAMU centre 33. Nous avons utilisé uniquement des données et paramètres cliniques préhospitaliers. Le traitement de ces données par un algorithme d'intelligence artificielle a démontré une performance exceptionnelle du modèle étudié pour la classification des traumatismes crâniens. Ces résultats portent à nouveau l'importance d'une anamnèse et d'un examen clinique précis en préhospitalier afin d'apprécier au mieux la gravité et l'orientation du patient. La validation de tels algorithmes d'intelligence artificielle sur une population volumineuse serait intéressante à réaliser en comparant l'algorithme au codage des dossiers ou en recherchant des mots clés par extraction sémantique automatisée. Bien que des études supplémentaires et prospectives sont nécessaires pour la prédiction des traumatismes crâniens en préhospitalier, notre étude a décrit une nouvelle méthode précise pour l'aide diagnostique en régulation médicale en utilisant un modèle de prédiction basé sur l'apprentissage automatique. Des études complémentaires sur la prédiction du pronostic des traumatismes crâniens, la prédiction de l'orientation et du vecteur à déclencher pour la prise en charge seraient intéressantes à étudier.

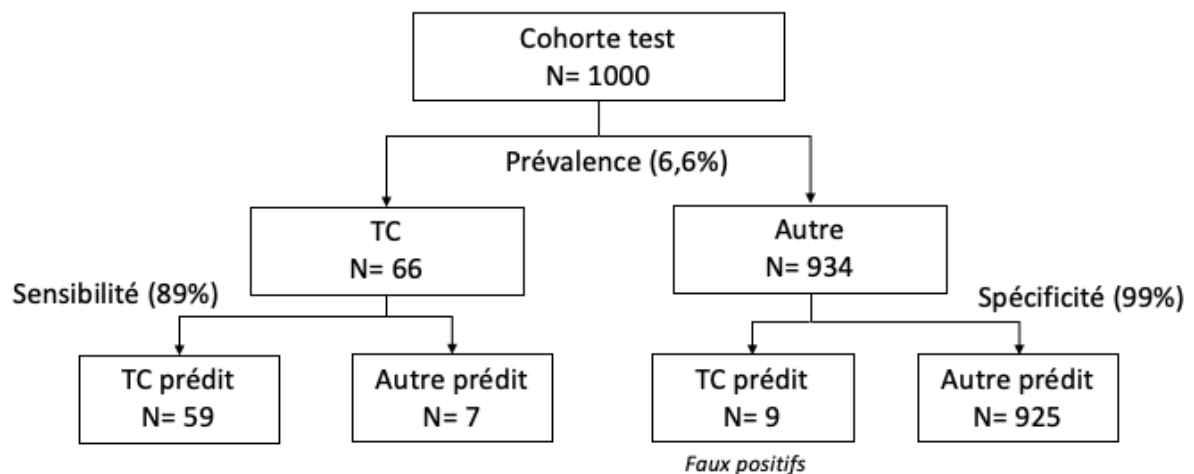
Enfin cette étude laisse imaginer la possibilité de mieux exploiter les bases de données de régulation médicale et d'envisager des études de grand volume sur les traumatismes crâniens en préhospitalier.

6 ANNEXES

Annexe 1 : Évolution du recours au SAMU 33 pour motif de traumatisme crânien.



Annexe 2 : Calcul du nombre de faux positif pour chaque dizaine de dossiers correctement identifiés. *TC* : traumatisme crânien



Nombre de faux positif pour chaque dizaine de dossiers correctement identifiés
 $9 / 59 \times 10 = 1,5$, arrondi à 2 dossiers.

7 **BIBLIOGRAPHIE**

1. OMS. Traumatismes et violence : les faits 2014.
2. Bège T, Pauly V, Orleans V, Boyer L, Leone M. Epidemiology of trauma in France: mortality and risk factors based on a national medico-administrative database. *Anaesth Crit Care Pain Med.* oct 2019;38(5):461-8.
3. Yeguiayan JM, Garrigue D, Binquet C, Jacquot C, Duranteau J, Martin C, et al. Prise en charge actuelle du traumatisé grave en France : premier bilan de l'étude FIRST (French Intensive care Recorded in Severe Trauma). *Ann Fr Médecine Urgence.* mai 2012;2(3):156-63.
4. Résultats de l'enquête nationale auprès des structures hospitalières, Direction de la recherche, des études, de l'évaluation et des statistiques (Drees), 2014.
5. Maas AIR, Menon DK, Adelson PD, Andelic N, Bell MJ, Belli A, et al. Traumatic brain injury: integrated approaches to improve prevention, clinical care, and research. *Lancet Neurol.* déc 2017;16(12):987-1048.
6. Vles WJ, Veen EJ, Roukema JA, Meeuwis DJ, Leenen LP. Consequences of Delayed Diagnoses in Trauma Patients: a prospective study. *J Am Coll Surg.* oct 2003;197(4):596-602.
7. Schaal JV, Raux M. Triage et scores de gravité. :12.
8. Vivien B, Riou B, Carli P. Critères et scores de gravité. 2008;18.
9. comité de pilotage, Jehlé E, Honnart D, Grasleguen C, Bouget J, Dejoux C, et al. Traumatisme crânien léger (score de Glasgow de 13 à 15) : triage, évaluation, examens complémentaires et prise en charge précoce chez le nouveau-né, l'enfant et l'adulte: Société française de médecine d'urgence. *Ann Fr Médecine Urgence.* mai 2012;2(3):199-214.
10. Sartorius D, Le Manach Y, David JS, Rancurel E, Smail N, Thicoïpé M, et al. Mechanism, Glasgow Coma Scale, Age, and Arterial Pressure (MGAP): A new simple prehospital triage score to predict mortality in trauma patients*: *Crit Care Med.* mars 2010;38(3):831-7.
11. Pélieu I, Kull C, Walder B. Prehospital and Emergency Care in Adult Patients with Acute Traumatic Brain Injury. *Med Sci.* 21 janv 2019;7(1):12.
12. ter Avest E, Taylor S, Wilson M, Lyon RL. Prehospital clinical signs are a poor predictor of raised intracranial pressure following traumatic brain injury. *Emerg Med J.* janv 2021;38(1):21-6.
13. MRC CRASH Trial Collaborators. Predicting outcome after traumatic brain injury: practical prognostic models based on large cohort of international patients. *BMJ.* 23 févr 2008;336(7641):425-9.
14. Steyerberg EW, Mushkudiani N, Perel P, Butcher I, Lu J, McHugh GS, et al. Predicting Outcome after Traumatic Brain Injury: Development and International Validation of Prognostic Scores Based on Admission Characteristics. *Singer M, éditeur. PLoS Med.* 5 août 2008;5(8):e165.
15. Gozt AK, Hellewell SC, Thorne J, Thomas E, Buhagiar F, Markovic S, et al. Predicting outcome following mild traumatic brain injury: protocol for the longitudinal, prospective, observational Concussion Recovery (*CREST*) cohort study. *BMJ Open.* mai 2021;11(5):e046460.
16. Huth SF, Slater A, Waak M, Barlow K, Raman S. Predicting Neurological Recovery after Traumatic Brain Injury in Children: A Systematic Review of Prognostic Models. *J Neurotrauma.* 15 oct 2020;37(20):2141-9.
17. Perel P, Edwards P, Wentz R, Roberts I. Systematic review of prognostic models in traumatic brain injury. *BMC Med Inform Decis Mak.* déc 2006;6(1):38.
18. Rau CS, Kuo PJ, Chien PC, Huang CY, Hsieh HY, Hsieh CH. Mortality prediction in patients with isolated moderate and severe traumatic brain injury using machine learning

- models. Kou YR, éditeur. PLOS ONE. 9 nov 2018;13(11):e0207192.
19. Hsu SD, Chao E, Chen SJ, Hueng DY, Lan HY, Chiang HH. Machine Learning Algorithms to Predict In-Hospital Mortality in Patients with Traumatic Brain Injury. *J Pers Med.* 4 nov 2021;11(11):1144.
 20. Abujaber A, Fadlalla A, Gammoh D, Abdelrahman H, Mollazehi M, El-Menyar A. Prediction of in-hospital mortality in patients with post traumatic brain injury using National Trauma Registry and Machine Learning Approach. *Scand J Trauma Resusc Emerg Med.* déc 2020;28(1):44.
 21. Gravesteyn BY, Nieboer D, Ercole A, Lingsma HF, Nelson D, van Calster B, et al. Machine learning algorithms performed no better than regression models for prognostication in traumatic brain injury. *J Clin Epidemiol.* juin 2020;122:95-107.
 22. Roozenbeek B, Lingsma HF, Lecky FE, Lu J, Weir J, Butcher I, et al. Prediction of outcome after moderate and severe traumatic brain injury: External validation of the International Mission on Prognosis and Analysis of Clinical Trials (IMPACT) and Corticoid Randomisation After Significant Head injury (CRASH) prognostic models*. *Crit Care Med.* mai 2012;40(5):1609-17.
 23. Gil-jardiné et al., , *Prise en charge des patients présentant un traumatisme crânien léger de l'adulte, recommandations de pratiques professionnelles*, 2022.
 24. Menard S. *Applied logistic regression analysis*. Sage, 2002: 162. In.
 25. Choi Y, Park JH, Hong KJ, Ro YS, Song KJ, Shin SD. Development and validation of a prehospital-stage prediction tool for traumatic brain injury: a multicentre retrospective cohort study in Korea. *BMJ Open.* janv 2022;12(1):e055918.
 26. Esposito J, Offner J, Jurkovich GJ, Griffith J, Maier RV. Do Prehospital Trauma Center Triage Criteria Identify Major Trauma Victims? :6.
 27. Ocak G, Sturms LM, Hoogeveen JM, Le Cessie S, Jukema GN. Prehospital identification of major trauma patients. *Langenbecks Arch Surg.* mars 2009;394(2):285-92.
 28. Fries GR, McCalla G, Levitt MA, Cordova R. A prospective comparison of paramedic judgment and the trauma triage rule in the prehospital setting. *Ann Emerg Med.* nov 1994;24(5):885-9.
 29. Spaite DW, Bobrow BJ, Keim SM, Barnhart B, Chikani V, Gaither JB, et al. Association of Statewide Implementation of the Prehospital Traumatic Brain Injury Treatment Guidelines With Patient Survival Following Traumatic Brain Injury: The Excellence in Prehospital Injury Care (EPIC) Study. *JAMA Surg.* 17 juill 2019;154(7):e191152.
 30. Miller PR, Chang MC, Hoth JJ, Hildreth AN, Wolfe SQ, Gross JL, et al. Predicting Mortality and Independence at Discharge in the Aging Traumatic Brain Injury Population Using Data Available at Admission. *J Am Coll Surg.* avr 2017;224(4):680-5.

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 le 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. »

Intérêt de l'intelligence artificielle pour l'extraction automatisée des patients présentant un traumatisme crânien notifié dans le dossier de régulation médicale du SAMU 33.

RÉSUMÉ

Introduction : Le diagnostic d'un traumatisme crânien (TC) en préhospitalier est délicat, mais l'utilisation de paramètres et d'informations préhospitalières couplés au paradigme de l'apprentissage automatique pourrait améliorer la performance des modèles de prédiction et aider au triage des patients. Nous avons développé et testé un algorithme d'apprentissage profond pour classer les dossiers mentionnant un TC sur les données de régulation médicale.

Matériel et méthode : Il s'agit d'une étude monocentrique rétrospective et transversale. Cette étude a été conduite dans le Service d'Aide Médicale d'Urgence (SAMU) du centre hospitalier universitaire de Bordeaux. Les données tirées des dossiers de régulation médicales entre 2009 et 2021 ont été annotées comme traumatisme crânien ou non puis analysées par le modèle.

Résultats : Un total de 1000 patients a été inclus dans l'analyse finale, avec une proportion de TC de 6,6%. Le modèle présentait une aire sous la courbe ROC de 0.97 pour l'efficacité de classification des TC. Le modèle une fois validé a été appliqué sur l'ensemble du corpus des dossiers de régulation médicales pour une analyse descriptive sur la répartition des TC.

Conclusion : Le modèle d'apprentissage automatique a démontré une performance exceptionnelle pour la classification des TC parmi les dossiers de régulation médicale du SAMU 33. Des études supplémentaires sont nécessaires pour la prédiction des TC telles que la prédiction du pronostic ou de la sévérité pour aider à l'orientation des patients en préhospitalier.

Mots clés : Traumatisme crânien, apprentissage profond, triage préhospitalier.

The benefit of artificial intelligence for an automatic data retrieval of patient presenting with traumatic brain injury in medical regulation files of SAMU 33.

ABSTRACT:

Objectives: Predicting diagnosis of traumatic brain injury (TBI) at prehospital stage is challenging, however using prehospital information and machine learning may improve the performance of the predictive model and help for field triage.

Materials and Methods: This was a single-centre retrospective study. This study was conducted in a single academic tertiary care emergency department located in Bordeaux. The data from patients using emergency medical service who were assessed by an annotator for being or not a traumatic brain injury between 2009 to 2021 were analysed by the prediction model.

Results: We developed and tested a deep learning algorithm to classify TBI on prehospital settings. A total of 1000 patients were included in the final analysis with a 6.6% proportion of TBI. The model yielded an area under receiver-operator curve of 0.97 for the classification of TBI. The model was then use as a tool to describe the diagnosis of TBI in the whole datas.

Conclusion: Deep learning model resulted in significant performance for the classification of TBI among medical data center of SAMU 33. Further studies are needed for TBI prediction such as prognosis prediction or severity prediction to help out with referrals for emergencies.

Key word: Traumatic brain injury, Machine learning, field triage.