

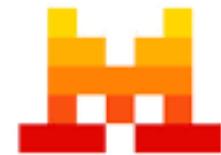


INTELLIGENCE ARTIFICIELLE EN MÉDECINE D'URGENCE

Décembre 2025

Sources

2



Mistral AI



BoardInnovation

- La médecine d'urgence nécessite des décisions rapides et précises.
- L'IA apporte un soutien à la prise de décision, à la priorisation et à la gestion des flux.
- Objectif : améliorer la réactivité, la précision et la sécurité des soins.

Définitions et principes

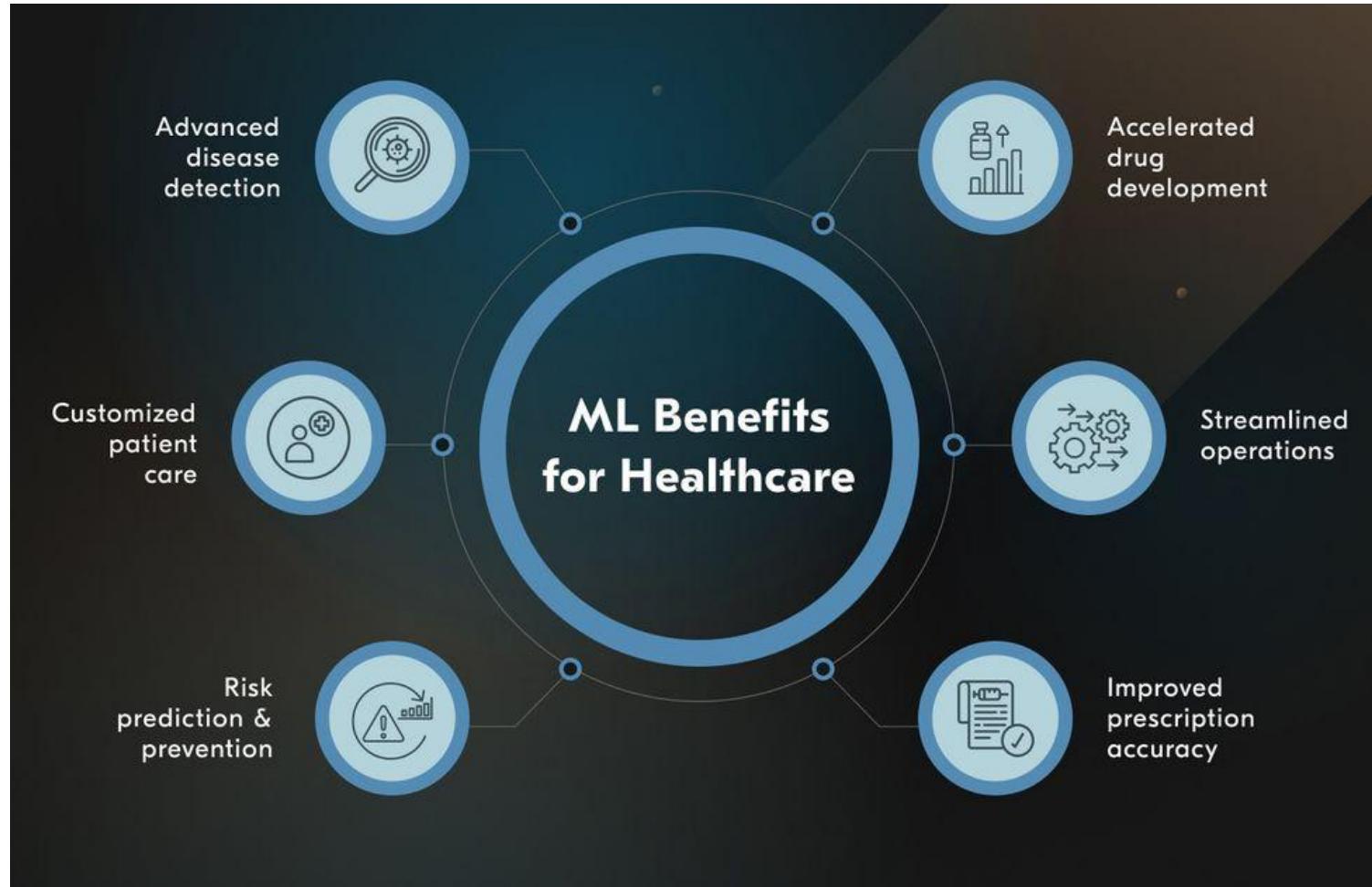
4



IA : capacité des machines à apprendre et raisonner.

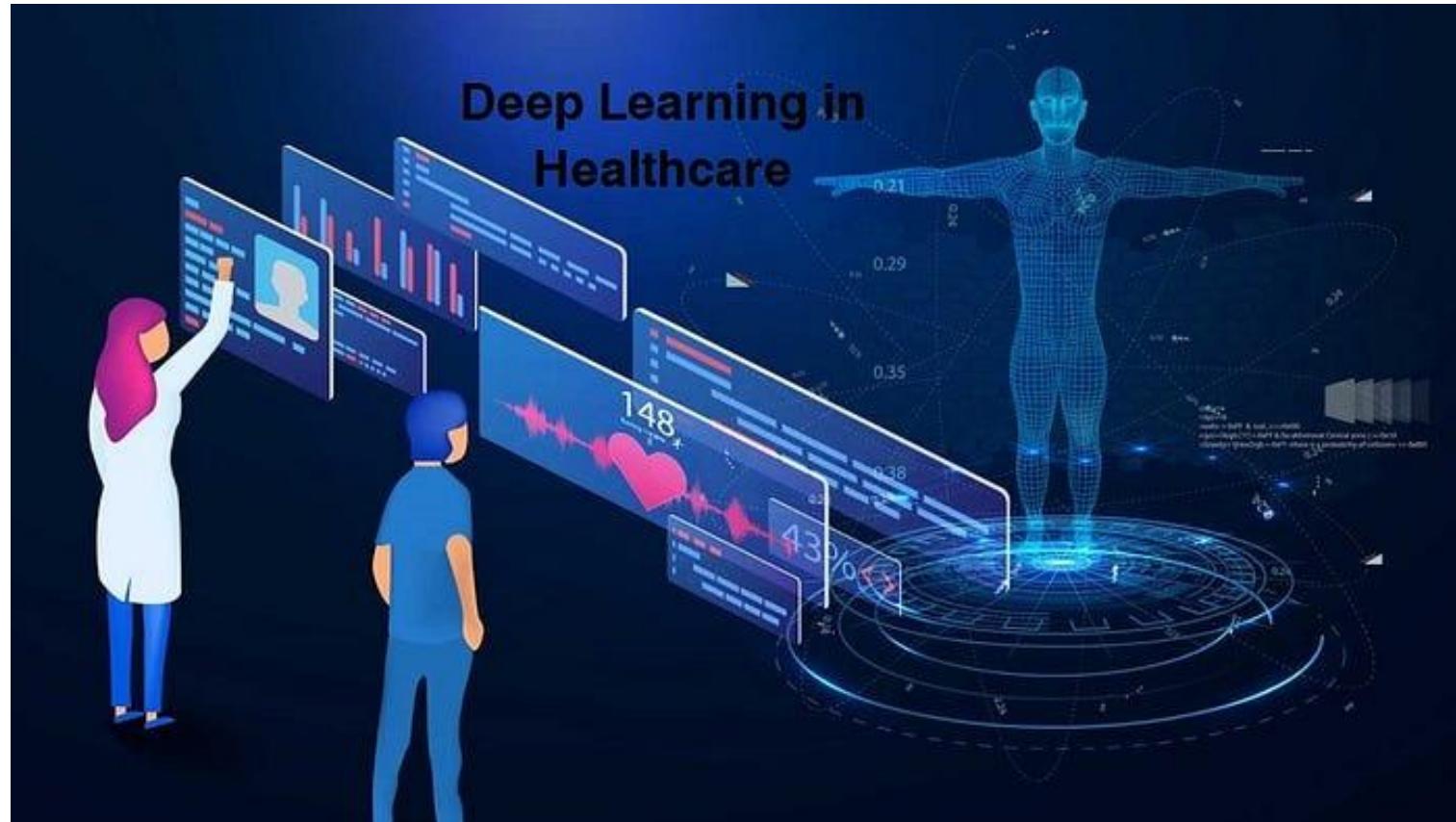
Définitions et principes

5



Machine learning : apprentissage à partir de données.

Définitions et principes

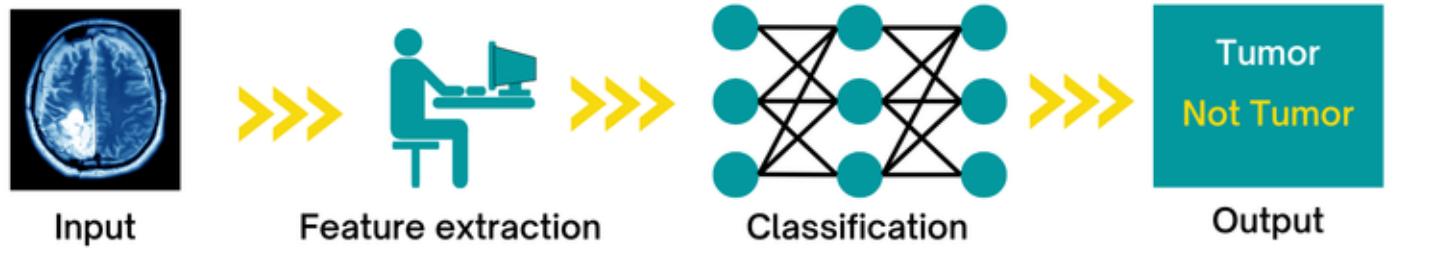


Deep learning : traitement d'images et signaux physiologiques

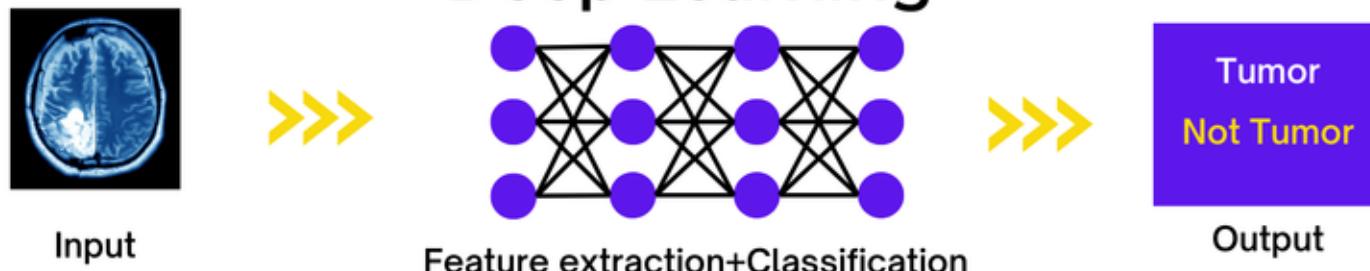
Définitions et principes

7

Machine Learning

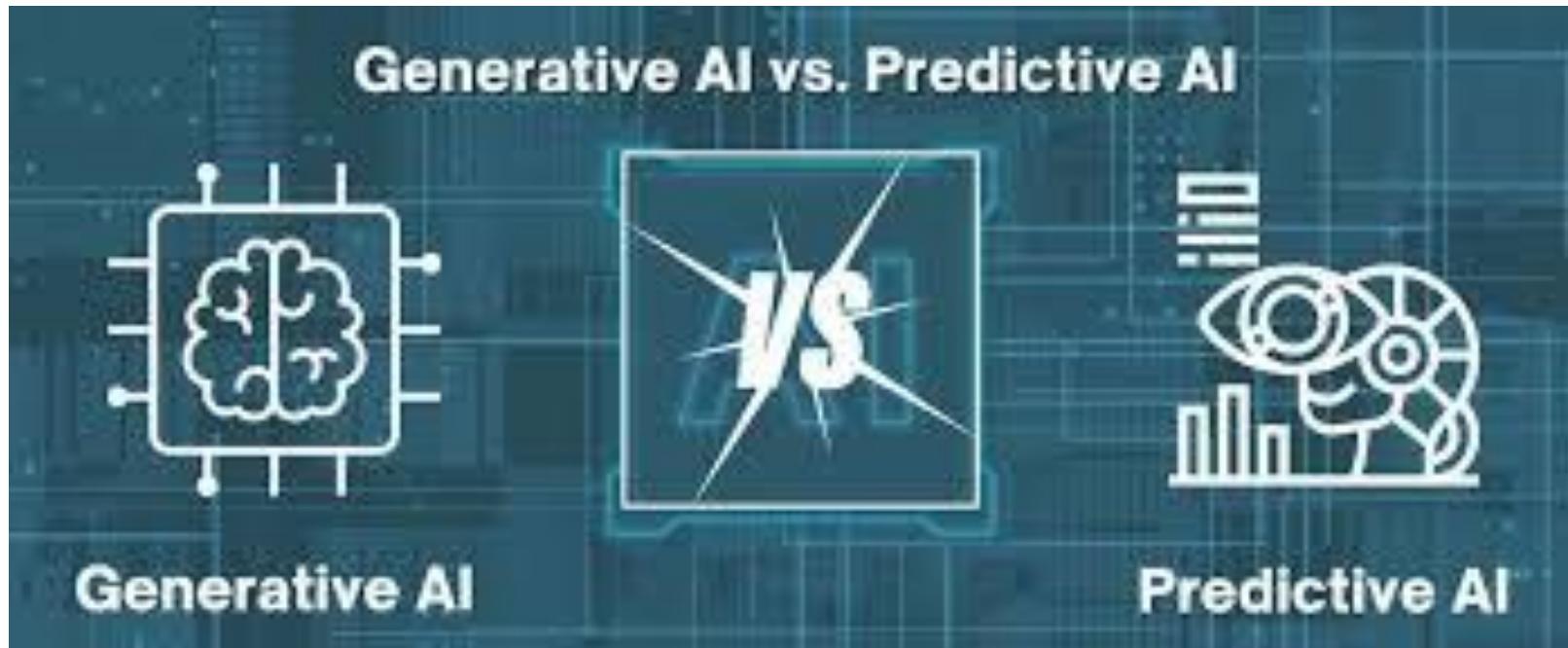


Deep Learning



Deep learning permet la forme d'IA
la plus proche du fonctionnement du cerveau humain.

Définitions et principes



IA prédictive : analyse des données et réalisation de prévisions futures à partir de données historiques et actuelles. Le **machine learning** et les algorithmes sont la base mathématique de l'analyse prédictive.

IA générative : force créative de l'IA. L'IA générative utilise le **deep learning** pour générer du contenu nouveau basé sur les données sur lesquelles elle est formée.

Définitions et principes



Le traitement du langage naturel (NLP) est un sous-domaine de l'IA qui permet aux machines de comprendre et de répondre à des données textuelles ou vocales.

Ex : Reconnaissance vocale : des applications comme Siri d'Apple et Alexa d'Amazon utilisent des technologies NLP pour comprendre le langage humain, permettant aux utilisateurs de contrôler leurs appareils par la voix.



Les LLM (Large Language Model) : modèles d'algorithmes de "**deep learning**". Ces algorithmes complexes sont conçus pour fonctionner de manière similaire au cerveau humain.

- **Chatbots et assistants virtuels** : les LLM peuvent être utilisés pour créer des assistants virtuels capables de tenir des conversations naturelles.
 - **Traduction automatique** : bien que des modèles spécialisés comme Google Translate ou DeepL utilisent une combinaison de technologies, les LLM jouent un rôle crucial en améliorant la précision et la fluidité des traductions.

1. Anticipation
2. Régulation
3. Triage et orientation des patients
4. Aide au diagnostic
5. Prédiction du risque et anticipation
6. Aide à la décision clinique
7. Surveillance et télémédecine

Anticipation

Gestion et prédition des flux aux urgences

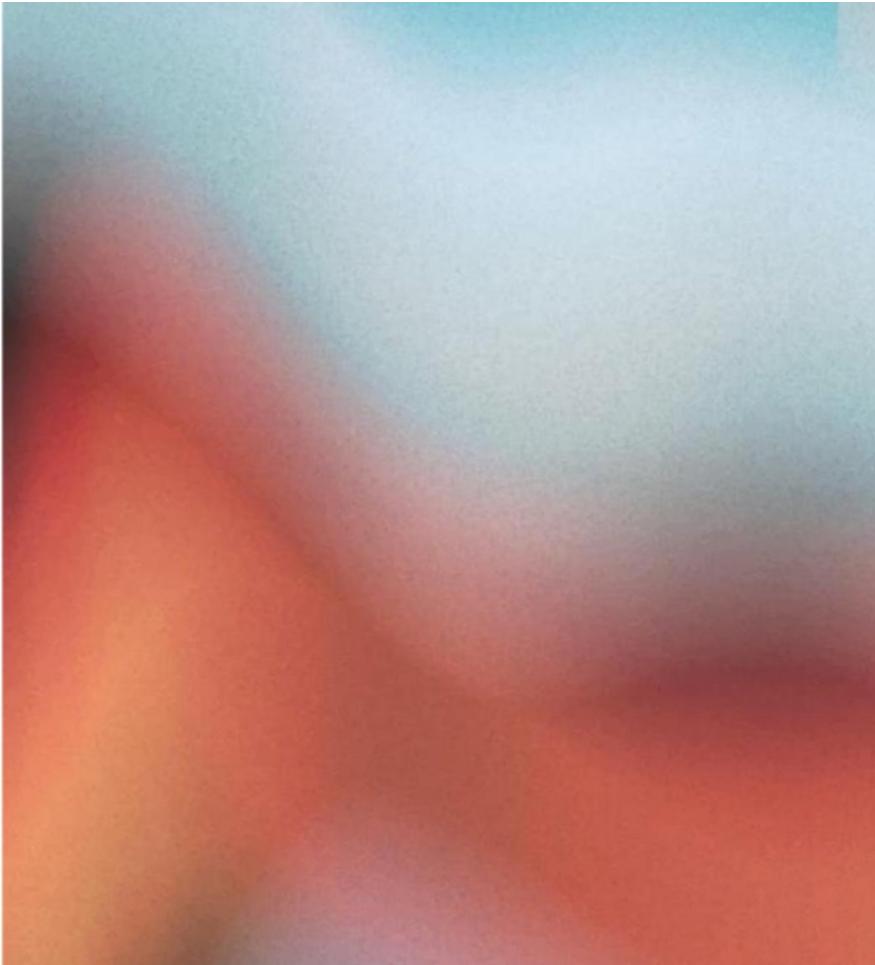
L'IA permet d'**anticiper les besoins capacitaires** et d'**estimer les temps d'attente** grâce à des outils prédictifs fiables (taux de fiabilité de 94%) qui intègrent des données internes et externes (événements locaux, épidémies).

Ces outils facilitent la gestion des ressources humaines et améliorent la communication avec les patients, contribuant à une salle d'attente plus apaisée et une meilleure QVT pour les soignants.



Prévision des Urgences et des Hospitalisations

ARS BFC
Predictops Lab



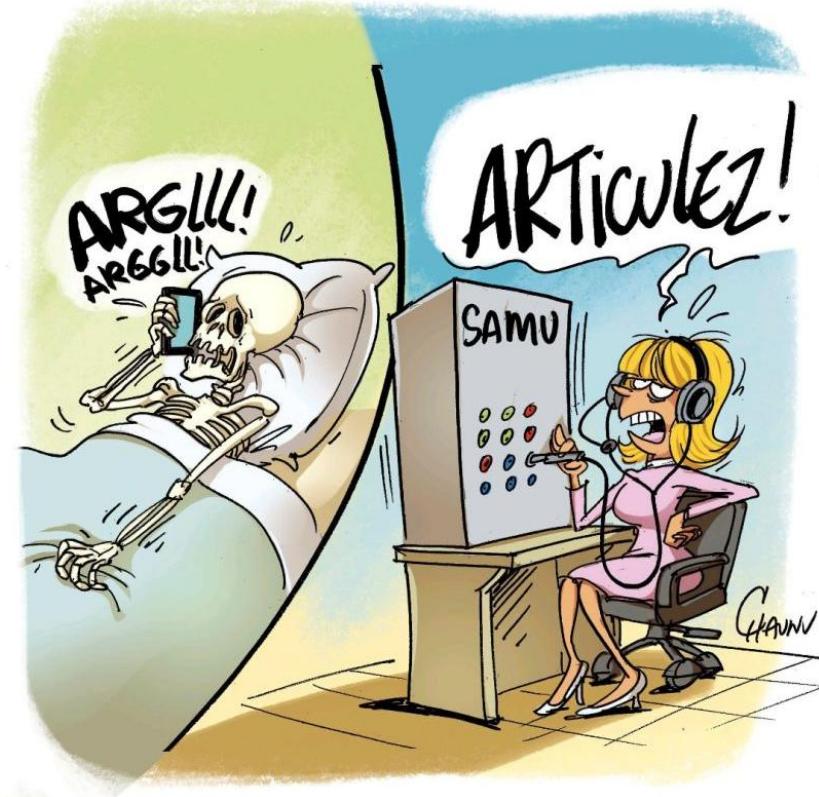
- prédition nombre passages aux urgences
- prédition nombre d'hospitalisation

Prédiction du Parcours Patient aux Urgences, a pour objectif **d'anticiper les ressources hospitalières nécessaires** pour chaque patient à partir de son passage aux urgences en utilisant les données des dossiers informatisés.

Cette prédiction **diminuerait ainsi les attentes** aux urgences particulièrement délétères pour les sujets vulnérables et limiterait les hébergements.

L'analyse de près de 200 000 passages aux urgences depuis 2014 a permis le développement d'un algorithme prédictif. L'analyse des données et la construction d'un modèle.

Régulation



- Aide à la décision clinique
- Analyse vocale et traitement du langage naturel (NLP)
- Triage automatisé et orientation des appels
- Prédiction des pics d'activité
- Formation et retour d'expérience

SIA REMU : SYSTÈME D'INTELLIGENCE ARTIFICIELLE POUR LA REGULATION MÉDICALE DES URGENCES



Concerne :

- Centre 15 en France et Centrale 144 en Suisse
- la gestion des moyens de secours préhospitaliers (ambulances, SMUR, hélicoptères)

SIA-REMU : Aide à la régulation des appels téléphoniques couplée à un système d'IA évolutif et interactif.



Cette plateforme permet d'apporter une aide pour :

- évaluer la **gravité des appels**
- identifier les filières de soins et **améliorer l'efficience lors de l'engagement des moyens de secours.**

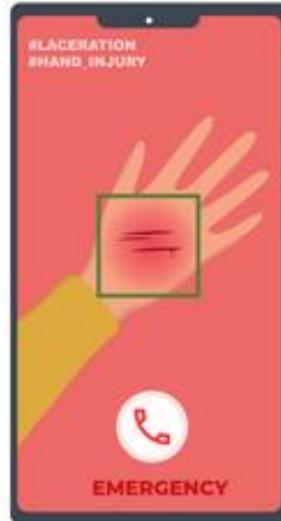
Interreg
France - Suisse



HIGHWIND

Emergency Calls

Emergency Calls pre-diagnosed by Artificial Intelligence



Lors de l'appel au 15, envoi d'un texto avec un lien pendant le temps de prédécroché.

Permet de prendre des photos de sa situation d'urgence.

Ces photos vont être analysées par l'IA, (*computer vision*), qui va détecter, suivant la traumatologie, le contexte et les émotions et recouper les éléments détectés pour déterminer une nature et une sévérité de la personne ».

L'objectif est de comprendre, avant même le décroché, le niveau de risque de la situation.

Expérimentation en PACA avec le SAMU3

Artificial Intelligence for Emergency Medical Services: a smart digital assistant for faster and more accurate cardiac arrest recognition during emergency calls



- maturation technologique
- modèle reconnaissance vocale
- échelle de triage
- modèle détection arrêt cardiaque

- Sites pilotes en Europe
 - European Emergency Number Association (EENA)
 - EMSs of AREU (Milan, IT) and SAMU74 (Annecy, FR).

Effect of Machine Learning on Dispatcher Recognition of Out-of-Hospital Cardiac Arrest During Calls to Emergency Medical Services A Randomized Clinical Trial

Stig Nikolaj Blomberg, MSc; Helle Collatz Christensen, MD, PhD; Freddy Lippert, MD; Annette Kjær Ersbøll, MSc, PhD; Christian Torp-Petersen, MD, PhD; Michael R. Sayre, MD; Peter J. Kudenchuk, MD; Fredrik Folke, MD, PhD

January 6, 2021

Question Can a machine learning model help medical dispatchers improve recognition of out-of-hospital cardiac arrest?

Table 2. Primary and Secondary Outcomes

Outcome	Group, mean (SD)		
	Control	Intervention	P value
Eligible for analysis, No. (%)	336 (51.5)	318 (48.5)	.48
Call length, min	6.68 (3.39)	6.94 (3.36)	.35
Alert generated from machine learning model, min ^a	1.33 (1.51)	1.39 (1.32)	.60
Recognition of cardiac arrest, No (%)	304 (90.5)	296 (93.7)	.15
Secondary outcomes			
Time to dispatcher recognition, min	1.70 (1.57)	1.71 (1.63)	.90
DA-CPR instructions started, No. (%)	208 (61.9)	206 (64.8)	.47
Time to DA-CPR, min	2.48 (1.89)	2.52 (1.76)	.82

Abbreviation: DA-CPR, dispatcher-assisted cardiopulmonary resuscitation.

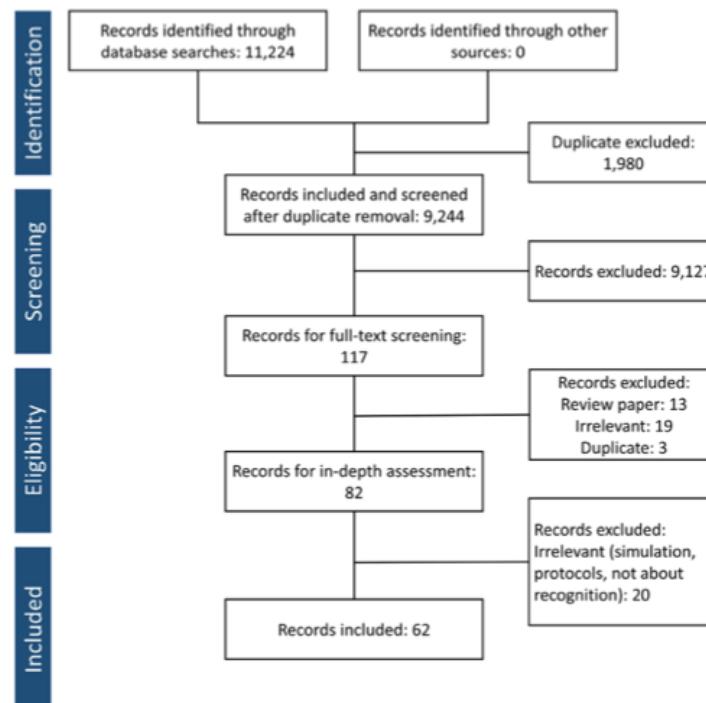
^a Alert shown in intervention group only.



Optimising telecommunicator recognition of out-of-hospital cardiac arrest: A scoping review



Anne Juul Grabmayr^{a,j,*}, Bridget Dicker^{b,c}, Vihara Dassanayake^d, Janet Bray^e, Christian Vaillancourt^f, Katie N. Dainty^{g,h}, Theresa Olasveengenⁱ, Carolina Malta Hansen^{a,j,k,l}, on behalf of the International Liaison Committee on Resuscitation Basic Life Support Task Force¹



Conclusion: Most studies were observational, assessed barriers to recognition of OHCA and compared different dispatch protocols. Only one RCT was identified. Randomized trials should be conducted to inform how to improve telecommunicator recognition of OHCA, including recognition of pediatric OHCA and assessment of dispatch protocols.



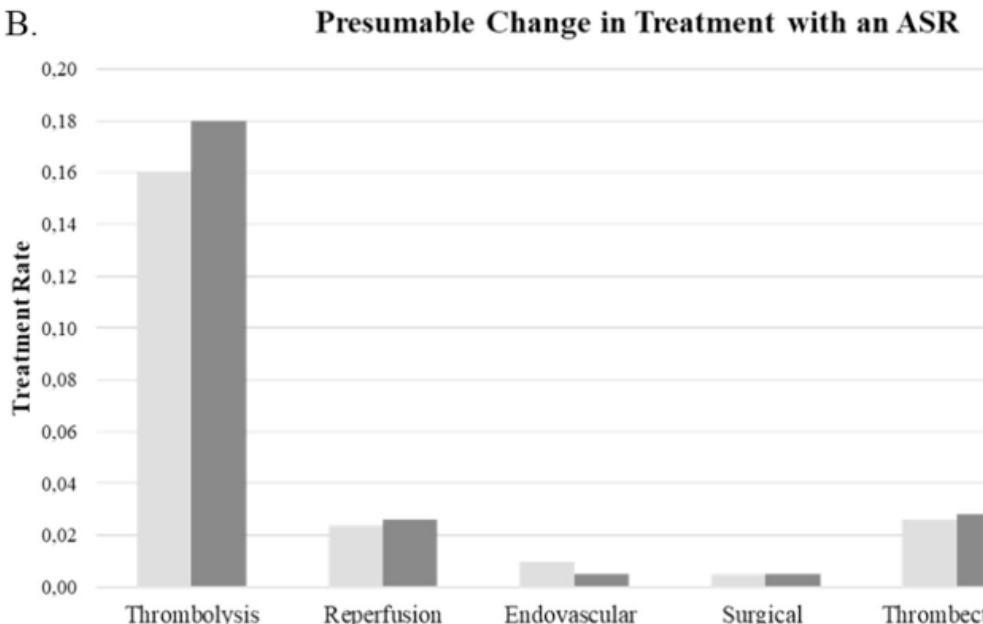
Scholz et al.

Scand J Trauma Resusc Emerg Med

(2022) 30:36

Artificial intelligence in Emergency Medical Services dispatching: assessing the potential impact of an automatic speech recognition software on stroke detection taking the Capital Region of Denmark as case in point

Mirjam Lisa Scholz^{1,2*} , Helle Collatz-Christensen¹, Stig Nikolaj Fasmer Blomberg¹, Simone Boebel^{1,2}, Jeske Verhoeven^{1,2} and Thomas Krafft²



Conclusions: An ASR can potentially improve stroke recognition by EMDs and subsequent stroke treatment at the EMS Copenhagen. Based on the analysis results improvement of stroke recognition is particularly relevant for females, younger stroke patients, calls received through the 1813-Medical Helpline, and on weekends.



- Réduction du temps de réponse
- Moins d'erreurs de tri
- Optimisation des ressources humaines et matérielles
- Soutien cognitif au régulateur



- Nécessité d'une validation clinique
- Risques de biais ou de surconfiance algorithmique
- Enjeux RGPD et protection des données
- Maintenir le rôle central du régulateur humain



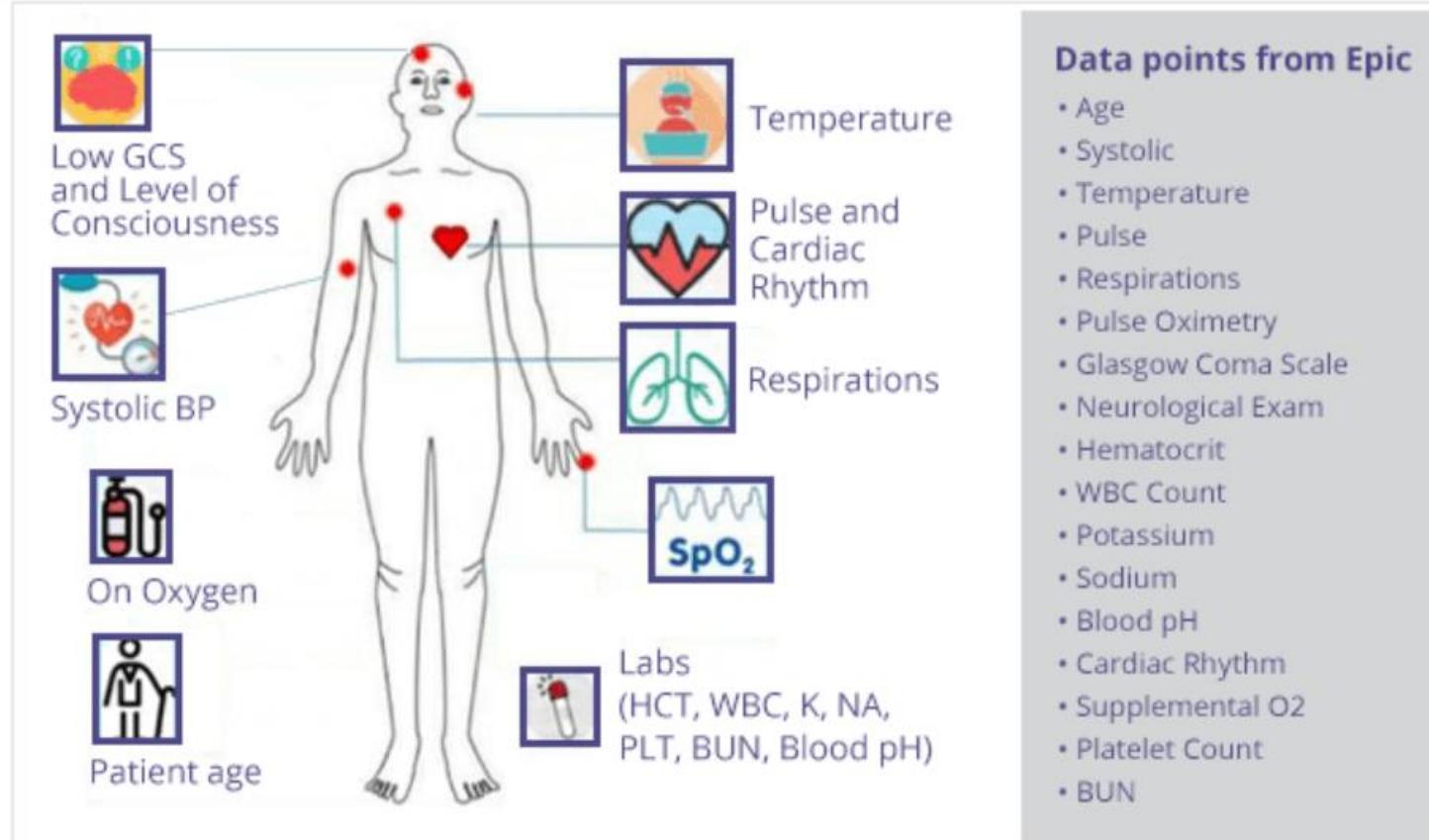
- Intégration progressive dans les plateformes SAMU
- Coopération homme–machine en temps réel
- Formation des régulateurs aux outils d'IA

Triage et orientation des patients



- **Aide à la décision en temps réel**
- L'IA analyse les **signes vitaux**, les **symptômes décrits** et parfois les **antécédents** (Dossier Médical Partagé, données hospitalières).
- Elle propose un **niveau de priorité (urgence vitale, relative, différée)**.
- Certains systèmes intègrent un **score de gravité prédictif** pour anticiper les risques de décompensation.

Epic Deterioration Index: Identifying Patient Acuity

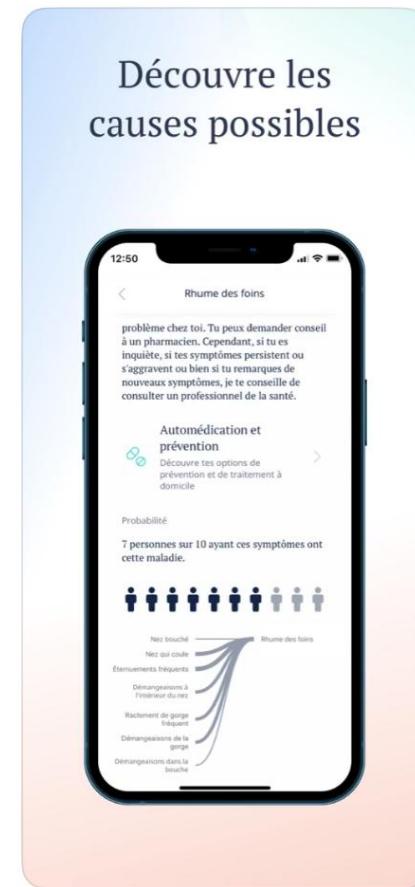
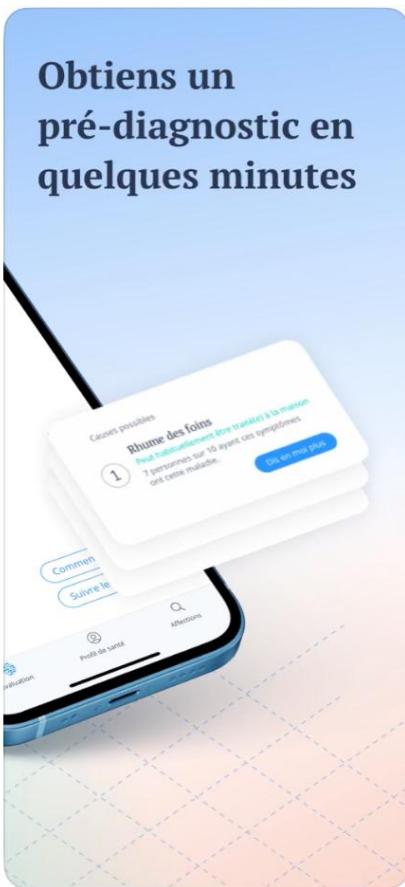
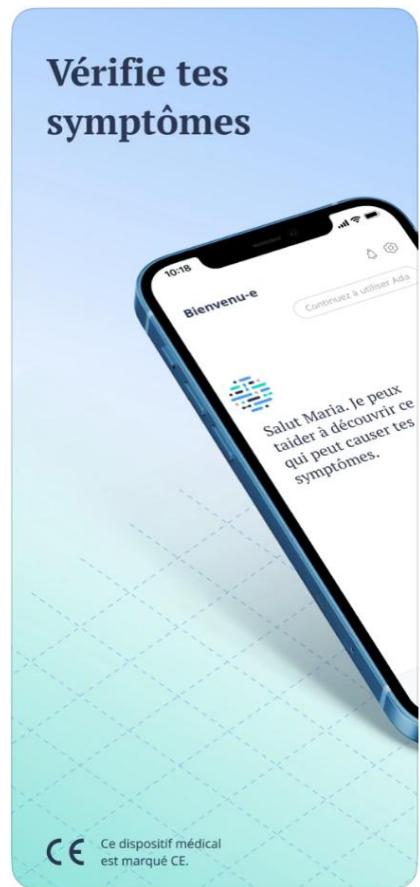


- **Chatbots ou pré-triage automatisé**
- Applications en ligne ou bornes interactives permettant au patient d'indiquer ses symptômes avant l'arrivée.
- Gain de temps pour le personnel à l'accueil.
- Exemple : *Infermedica Triage, Symptoma, Ada Health.*



Ada – contrôle ta santé

Vérifie tes symptômes



- **Analyse automatique des constantes et du langage**
- Capteurs connectés (tension, fréquence, saturation) envoyant les données à un modèle prédictif.
- Traitement du langage naturel (NLP) pour interpréter les motifs de consultation écrits ou dictés.

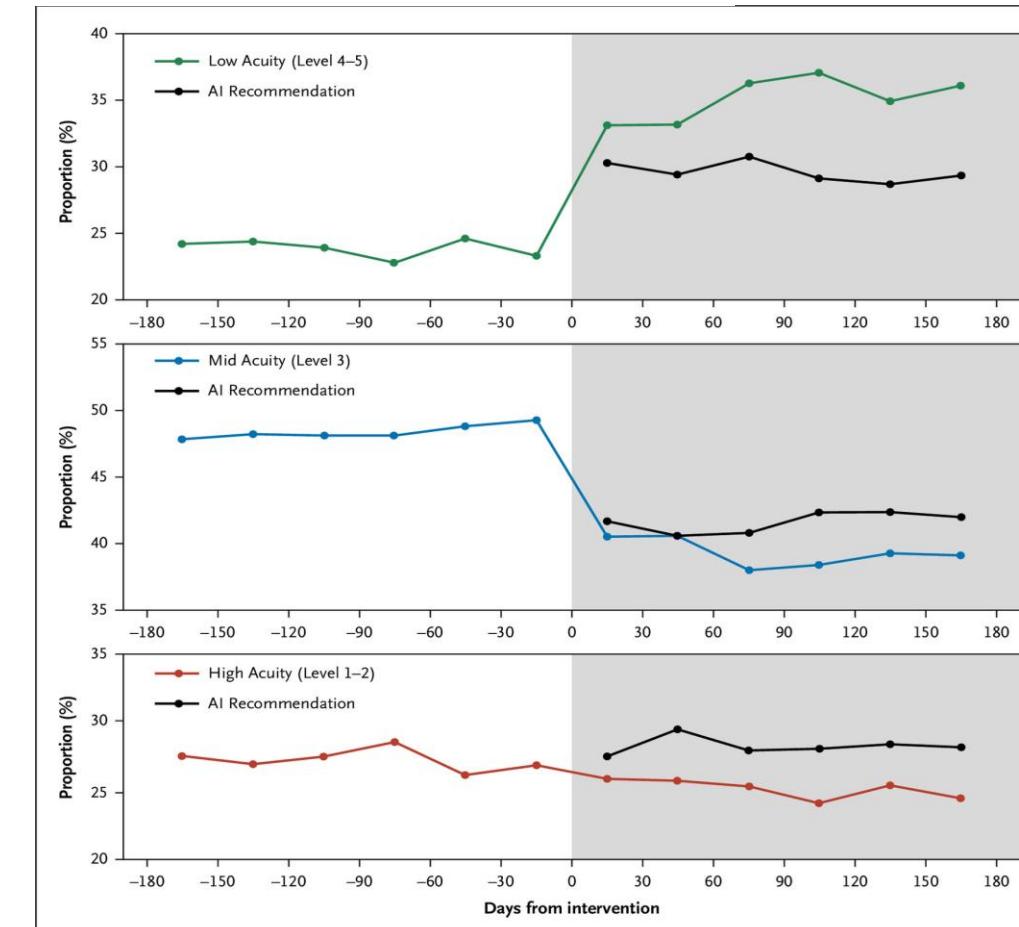


Impact of Artificial Intelligence-Based Triage Decision Support on Emergency Department Care

Authors: R. Andrew Taylor, M.D., M.H.S. , Chris Chmura, R.N. , Jeremiah Hinson, M.D., Ph.D. , Benjamin Steinhart, M.S. , Rohit Sangal, M.D., M.B.A. , Arjun K. Venkatesh, M.D., M.B.A., M.H.S. , Haipeng Xu, M.S. , Inessa Cohen, M.P.H. , Isaac V. Faustino, M.S. , and Scott Levin, Ph.D. [Author Info & Affiliations](#)

ESI (Emergency Severity Index) : repose sur l'évaluation subjective des patients par le personnel infirmier Test d'un outil d'aide à la décision utilisant l'IA.

- niveaux faibles a augmenté, de 23,9% à 35,4%,
- cas urgents ont diminué, de 27,3% à 24,9%,
- cas de niveau modéré se sont également réduits, de 48,8% à 39,7%.
- réduction de délai médian entre l'arrivée au SAU et l'arrivée dans la zone de soins initiale, de 12 min à 8 min. La différence la plus importante a été observée pour les patients nécessitant des soins intensifs, avec une réduction de 17,3% du temps passé aux urgences, entre l'arrivée au SAU et le départ.



Do emergency medicine health care workers rate triage level of chest pain differently based upon appearance in simulated patients?

Fabien Coisy^a, Guillaume Olivier^b, François-Xavier Ageron^c, Hugo Guillermou^d, Mélanie Roussel^e, Frédéric Balen^f, Laura Grau-Mercier^a and Xavier Bobbia^g

Cas clinique : 50 ans douleur thoracique

Huit images ont été générées par IA avec exactement la même requête, à l'exception du sexe (masculin, féminin) et de l'apparence ethnique (blanches, noires, nord-africaines et asiatiques du Sud-Est).

La phrase de demande d'image était la suivante :

- 50 ans avec une chemise blanche fermée, main droite sur la poitrine, qui a des douleurs à la poitrine, son visage exprime la douleur.

2 questions

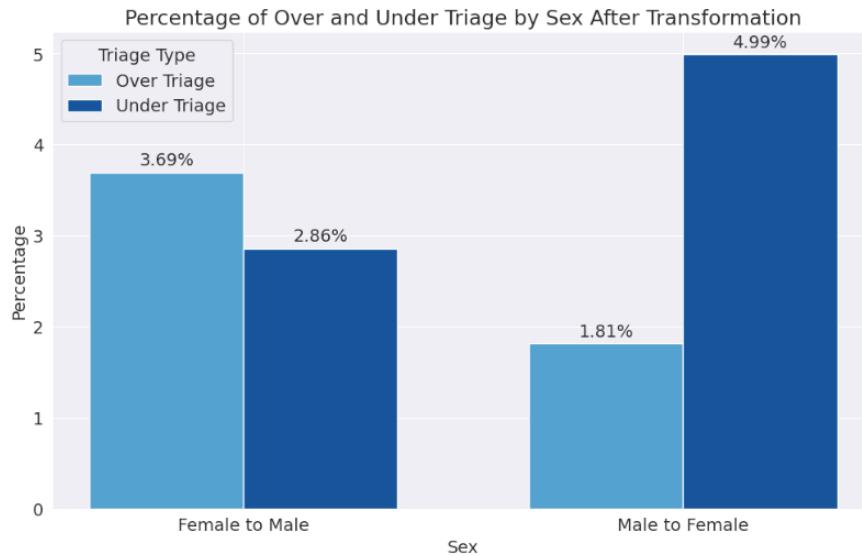
- évaluation visuelle de l'intensité de la douleur : 0 à 10 du patient
- priorisation de l'urgence du triage : 1 ((urgence vitale) à 5 (urgence relative qui peut attendre 2 heures)

Do emergency medicine health care workers rate triage level of chest pain differently based upon appearance in simulated patients?

Fabien Coisy^a, Guillaume Olivier^b, François-Xavier Ageron^c, Hugo Guillermou^d, Mélanie Roussel^e, Frédéric Balen^f, Laura Grau-Mercier^a and Xavier Bobbia^g

- Les niveaux de priorité pour toutes les réponses étaient de 1 à 5 :
180 (11 %), 686 (44 %), 539 (34 %), 131 (9 %) et 27 (2 %).
- Il y avait une priorité signalée plus élevée chez les hommes que chez les femmes [62 % contre 49 %, différence 13 % (intervalle de confiance à 95 % ; IC 8–18 %)].
- Par rapport aux Blancs, la priorité a été signalée pour les patients noirs simulés [47 % contre 58 %, différence de -11 % (95 %; IC -18 % à -4 %)] mais pas les personnes d'Asie du Sud-Est [55 % contre 58 %, différence -3 % (IC à 95 % -10–5 %)] et d'Afrique du Nord [61 % contre 58 %, différence -3 % (IC à 95 % -10–5 %)] différence 3 % (IC 95 % -4–10 %)] apparence.
- **Les auteurs concluent sur l'importance de faire connaître ces résultats pour être vigilants face à ces a priori inconscients et à rendre l'évaluation à l'accueil aux urgences plus objective grâce à la mise en place d'échelles de triage.**

Uncovering Judgment Biases in Emergency Triage: A Public Health Approach Based on Large Language Models



Modèle pour reproduire le comportement humain afin de détecter et quantifier le biais lié au genre.

- 480.000 entrées au SAU du CHU de Bordeaux entre janvier 2013 et décembre 2021,
- score d'urgence après analyse des dossiers annotés par le personnel infirmier puis le genre des patients dossiers était modifié et les données resoumises au modèle, qui a recalculé le score

Résultats : la sévérité de l'état du patient tendait à être sous-évaluée lorsqu'il s'agissait d'une femme par rapport au même dossier concernant un homme.

Environ 5% des dossiers sont classés comme étant "moins critiques" lorsque le patient homme initial devient une femme et 1,8% classé comme "plus critiques". Inversement, 6,7% des dossiers des patientes initialement sont "plus critiques" et 2,9% "moins critiques" lorsqu'elles deviennent des patients.



- Gain de temps
- Réduction des variations interpersonnelles dans le tri
- Intégration simultanée de nombreuses variables cliniques
- Détection précoce des cas graves ou à risque
- répartition plus fluide entre les unités de soins



- **Dépendance aux données d'entrée :** erreurs possibles si les données sont incomplètes ou mal saisies.
- **Problème d'interprétabilité :** certains modèles de deep learning sont des « boîtes noires ».
- **Confiance du personnel :** l'IA doit rester un **outil d'aide**, pas de remplacement.
- **Cadre éthique et RGPD :** traitement sécurisé des données sensibles.



- Intégration directe dans les **logiciels de tri hospitaliers**.
- Triage préhospitalier via **applications ambulancières**.
- IA explicable et certifiée, avec **traçabilité des décisions**.
- Couplage avec les **données d'imagerie** (scanner, ECG, etc.) pour un triage multimodal.

L'IA transforme le triage des urgences en un processus **plus rapide, plus objectif et plus sûr**, permettant aux équipes médicales de se concentrer sur la prise en charge clinique, tout en optimisant les flux et la priorisation des soins.

Aide au diagnostic



IA d'imagerie : détection d'AVC, fractures, embolies, pneumothorax.

RAPID AI

RAPIDAI

Ischemic stroke

The gold standard in stroke care

Trusted by leading healthcare providers worldwide, our ischemic stroke solutions deliver unmatched clinical depth. Used in patient selection for the landmark trials that shaped the AHA's updated guidelines, RapidAI is redefining what's possible in stroke diagnosis and treatment.



Manual Processing

Tedious. Time-Consuming.



Lumina 3D™

Automated in Minutes. Time-Saving.



<https://www.rapidai.com/neurovascular/ischemic-stroke>



- | | | |
|---|--|---|
|  | Neurovascular | <ul style="list-style-type: none"> • Brain Aneurysm • CT Perfusion (Iconemrix Icobrain CVA) • Fractures – C-Spine • Fractures – Vertebral Compression • Intracranial Hemorrhage • Vessel Occlusions (LVO, MeVO) |
|  | Aortic | <ul style="list-style-type: none"> • Abdominal Aortic Measurement • Aortic Dissection |
|  | Cardiology | <ul style="list-style-type: none"> • Coronary Artery Calcification • Echocardiography (Us2.ai) |
|  | Venous Thromboembolism | <ul style="list-style-type: none"> • Incidental Pulmonary Embolism • Pulmonary Embolism • RV/LV Ratio (Imbio) |
|  | Chest, Abdomen, Breast and Bone | <ul style="list-style-type: none"> • Breast Lesions (ScreenPoint Transpara) • ETT Malposition • Fractures – Extremity (Gleamer BoneView) • Fractures – Rib • Intra-abdominal Free Gas • Pneumothorax • Pulmonary Nodules (Riverain ClearRead CT) |

<https://www.aidoc.com/solutions/radiology/>

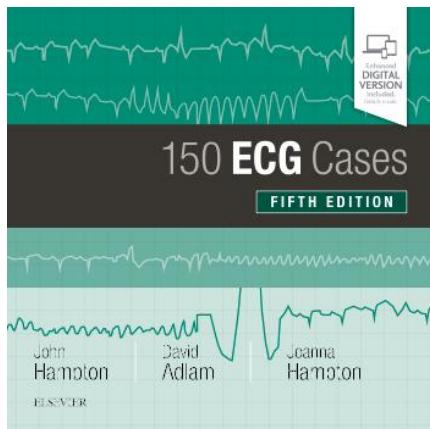
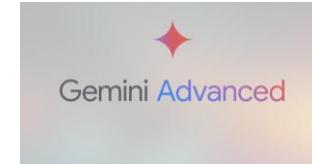


Bénéfices : détection
rapide, appui en
situation de surcharge.



The accuracy of Gemini, GPT-4, and GPT-4o in ECG analysis: A comparison with cardiologists and emergency medicine specialists

Günay, Serkan MD; Öztürk, Ahmet MD; Yiğit, Yavuz MD



Les résultats de cette étude indiquent qu'il n'y avait pas de différence significative entre cardiologues et urgentistes, même si les cardiologues étaient un peu meilleurs que les urgentistes. Par contre, quand il s'agissait de regarder la performance des 3 IA qui étaient proposées, la cohérence des réponses pour ces 3 IA, étudiée à l'aide d'un test de Kappa, montrait une faible concordance pour GPT-4 et Gemini Advanced, et une concordance modérée pour GPT-4o. [Les cardiologues ont notamment obtenu de meilleurs résultats que GPT-4, GPT-4o et Gemini Advanced dans les trois groupes].

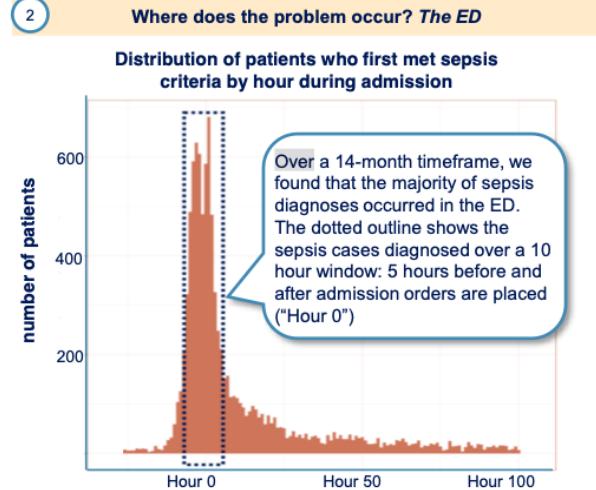
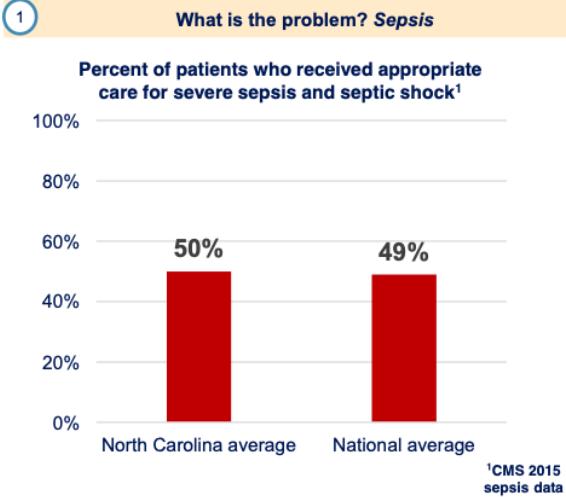
Prédiction du risque

- IA pour détecter précocement sepsis, choc, arrêt cardiaque.
- Exemples : Sepsis Watch, deep learning de monitorage.



Sepsis Watch™: the implementation of a Duke-specific early warning system for sepsis

The Problem: Struggle with sepsis

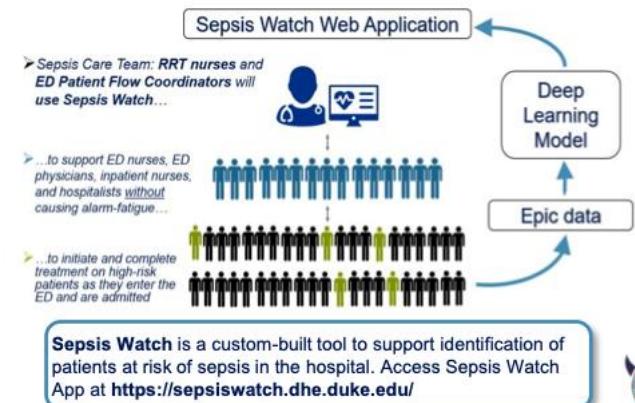


The Solution: Sepsis Watch

1 Define adult sepsis at Duke

2 or more SIRS criteria	<ul style="list-style-type: none"> - Temperature $>38^{\circ}\text{C}$ or $<36^{\circ}\text{C}$ (6 hours) - HR >90 (6 hours) - RR >20 (6 hours) - WBC count >12, <4, or % bandemia $>10\%$ (24 hours)
Suspect Infection	<ul style="list-style-type: none"> - Blood culture order (24 hours)
1 element of end organ failure	<ul style="list-style-type: none"> - Creatinine >2.0 (24 hours) - INR >1.5 (24 hours) - Total bilirubin >2.0 (24 hours) - SBP <90 or decrease in SBP by >40 (6 hours) - Platelets <100 (24 hours) - Lactate ≥ 2 (24 hours)

3 Design web application to show real-time model results and track treatment

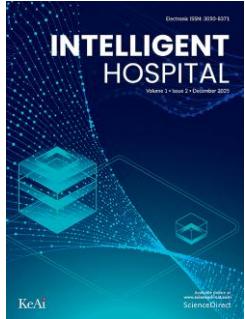


Early Detection of Sepsis Using Artificial Intelligence in Intensive Care Units: A Systematic Review and Meta-Analysis

Xiaomeng Ji ¹, Huasong Huo ², Lihua Dong ³

Les résultats de cette méta-analyse indiquent que l'intelligence artificielle présente une **performance diagnostique élevée** pour l'identification du sepsis et du choc septique.

Cependant, l'hétérogénéité importante entre les études peut affecter la robustesse de ces résultats. Des **recherches supplémentaires**, utilisant des ensembles de données de validation externes, sont **nécessaires** pour confirmer ces résultats et évaluer leur applicabilité en pratique clinique.

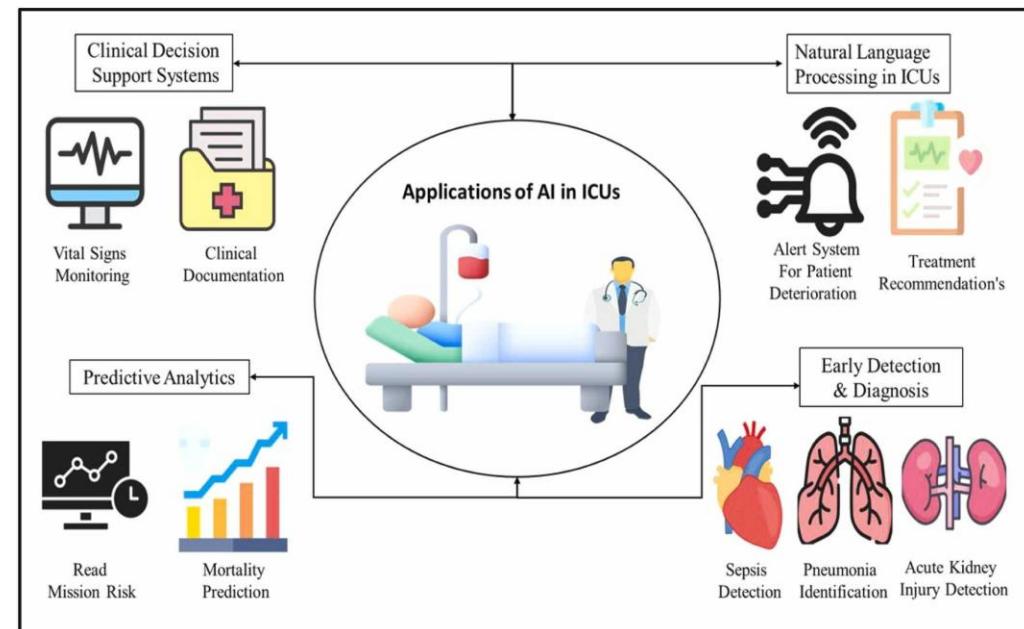
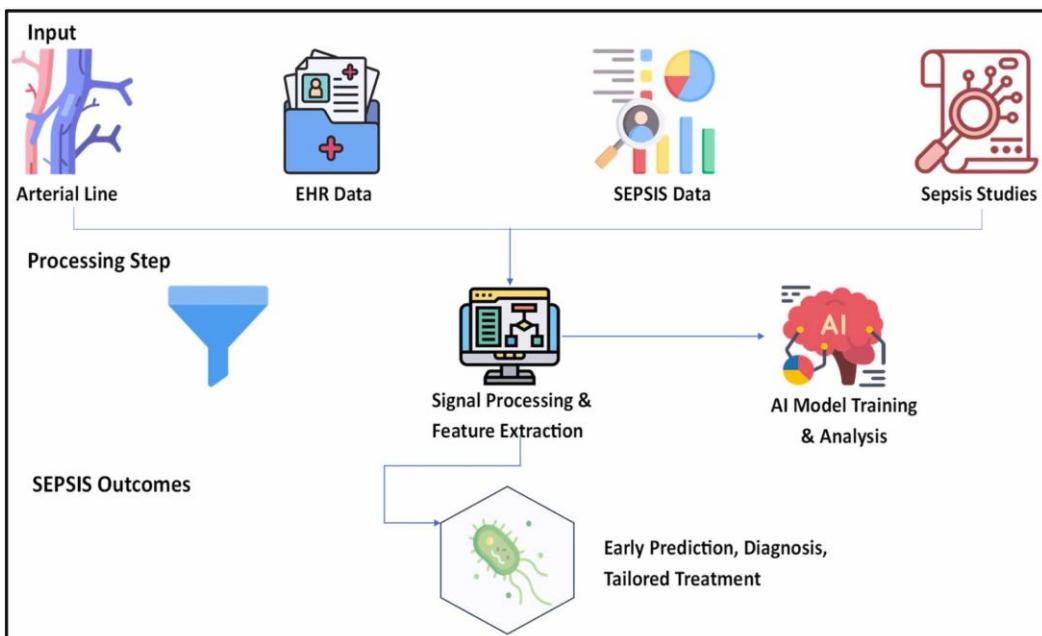


Recent approaches of artificial intelligence in intensive care unit: A review

Ujwal Havelikar ^a, Aditya Bembde ^{a,1}, Deveshri Patil ^{a,1} , Atharv Shinde ^a, Rajesh Kumar Sharma ^b, Vipul Patel ^a , Nilesh Chaudhari ^{a,*}

^a Department of Pharmaceutics, Sanjivani College of Pharmaceutical Education & Research (Autonomous), Savitribai Phule Pune University, Kopargaon, Maharashtra 423603, India

^b Department of Pharmacy, Faculty of Health & Allied Science, KAAF University, Ghana





Bénéfices : prévention des complications, réduction de la mortalité.

Aide à la décision clinique

- Systèmes d'aide à la décision (CDSS).
- Alertes médicamenteuses, recommandations protocolaires.
- Objectif : harmonisation et réduction des erreurs.

Surveillance et télémédecine

- IA intégrée à des capteurs et objets connectés.
- Suivi des patients à distance, détection d'anomalies.
- Applications : urgences rurales, suivi post-hospitalisation.

Divers



DIRECTION
GÉNÉRALE
DE L'OFFRE
DE SOINS



L'IA dans les SAMU et les services d'urgence

3 usages de l'Intelligence Artificielle, au cœur de l'activité hospitalière et des urgences, seront testés et accompagnés à travers ces AMI :

- **la retranscription automatique des appels au SAMU** pour améliorer la qualité et la traçabilité des dossiers de régulation, faire gagner du temps et simplifier la coordination et le travail des équipes soignantes et médicales.
- **le triage des patients aux urgences** pour soutenir la décision des équipes médicales et soignantes par des données objectivées rapidement.
- **l'estimation des temps d'attente et la prévision des flux** pour répartir justement les ressources et améliorer les parcours des patients.

Synthèse



- Gain de temps et efficacité
- Diagnostic plus précis
- Meilleure gestion des flux
- Réduction des erreurs
- Appui à la décision médicale



- Biais et qualité des données
- Manque de transparence (boîte noire)
- Responsabilité en cas d'erreur
- Acceptation et formation des soignants
- Protection des données (RGPD)



- Médecine augmentée : collaboration homme-machine
- IA explicable et certifiée
- Intégration au parcours patient en temps réel
- Jumeaux numériques pour simulation clinique

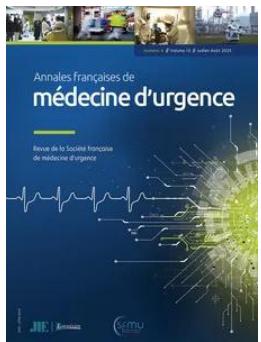
- L'IA ne remplace pas le médecin urgentiste.
- Elle renforce sa capacité à diagnostiquer, anticiper et traiter.
- Une IA éthique et transparente permettra une médecine d'urgence plus rapide, sûre et humaine.

Bibliographie

10 innovations en matière d'IA qui transforment le secteur de la santé



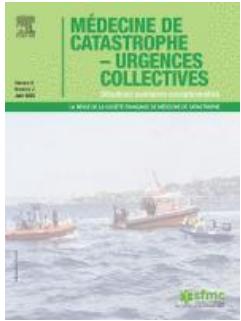
<https://fr.editorialge.com/innovations-ia-sante/>



L'intelligence artificielle en médecine d'urgence par le Board Innovation de la Société française de médecine d'urgence



BoardInnovation****



Les biais de l'IA : enjeux et précautions pour une prise de décision éthique et fiable en santé

Médecine de Catastrophe - Urgences
Collectives

Volume 9, Issue 2, June 2025, Pages 96-100

**MERCI DE VOTRE
ATTENTION !**