Commentaire

Anesthésie-réanimation militaire à l'ère de l'intelligence artificielle

Enjeux, défis et perspectives

F. BÉLOT-DE SAINT LEGER[(1)], P. ARIES[(2)], N. PY[(3)], P. HUMBERT[(4)], C. DUBOST[(5)]

(1) Hôpital National d'Instruction des Armées Bégin, Service de Réanimation Polyvalente, Saint-Mandé
(2) Hôpital Régional d'Instruction des Armées Clermont Tonnerre, Service de Réanimation, Laboratoire ORPHY EA 4324
(3) Hôpital National d'Instruction des Armées Bégin, Service d'Anesthésie, Saint-Mandé
(4) Sorbonne Université et Université Paris-Cité, CNRS, Laboratoire de Probabilités, Statistique et Modélisation, Paris
(5) Hôpital National d'Instruction des Armées Bégin, Service de Réanimation Polyvalente, Saint-Mandé / Centre Borelli UMR 9010/Université Paris-Saclay, ENS Paris-Saclay, CNRS, Université de Paris-Cité, Inserm / École du Val-de-Grâce

Auteur correspondant : fbelotdesaintleger@gmail.com

Open access DOI
10.17184/eac.9360

Reçu
le 9 décembre 2024

Accepté
le 7 avril 2025

Publié
le 11 juin 2025

Conflit d'intérêt
Les auteurs ne déclarent pas de conflit d'intérêt.

Résumé :
L'intégration de l'Intelligence artificielle (IA) dans le domaine médical marque une extension naturelle des biostatistiques, offrant un potentiel significatif pour optimiser la précision des diagnostics, la gestion des traitements et l'efficacité des interventions. Dans cet article, nous explorons les applications actuelles de l'IA, en mettant l'accent sur l'apprentissage automatique et ses dérivés tels que l'apprentissage supervisé, non supervisé, par renforcement profond.
Chacune de ces approches est analysée à travers leurs contributions en anesthésie-réanimation militaire : prédiction des complications, ajustement dynamique des traitements et personnalisation des interventions. En outre, nous examinons l'utilisation de l'IA dans le triage, l'aide à la décision clinique et la logistique militaire, soulignant les défis spécifiques tels que la transparence des algorithmes, la fiabilité des systèmes, la gestion en temps réel des données et l'équité d'accès aux technologies avancées. Nous soulignons également la nécessité de protéger les données et d'assurer une cyberprotection renforcée, étant donné la sensibilité des informations. Enfin, nous mettons en lumière l'importance de la formation continue des cliniciens pour une intégration sécurisée et critique de l'IA, soutenue par une collaboration pluridisciplinaire et l'amélioration des infrastructures de données.

Mots-clés : Anesthésie. Apprentissage automatique. Intelligence artificielle. Réanimation. Médecine d'armée.

Abstract:
MILITARY ANESTHESIA AND CRITICAL CARE IN THE AGE OF AI: ISSUES, CHALLENGES AND PERSPECTIVES
The integration of artificial intelligence (AI) into the medical field represents a natural extension of biostatistics, offering significant potential to enhance diagnostic accuracy, treatment management, and the efficiency of interventions. In this article, we explore current AI applications, emphasizing machine learning and its derivatives, such as supervised, unsupervised, reinforcement, and deep learning. Each of these approaches is analysed through its contributions to military anaesthesia and intensive care: complication prediction, dynamic treatment adjustments, and personalized interventions. Additionally, we examine the use of AI in triage, clinical decision support, and military logistics, highlighting specific challenges such as algorithm transparency, system reliability, real-time data management, and equitable access to advanced technologies. We also stress the need for data protection and enhanced cybersecurity, given the sensitivity of medical information. Finally, we emphasize the importance of continuous clinician training for a safe and critical integration of AI, supported by multidisciplinary collaboration and improved data infrastructure.

Keywords: Anesthesia. Machine Learning. Artificial Intelligence. Critical care. Military Medicine.

Introduction

Dans le domaine médical, l'Intelligence artificielle (IA) pourrait être comparée à une boîte noire, alors qu'elle s'inscrit dans la continuité de l'histoire des biostatistiques. La médecine, intrinsèquement non déterministe, pousse les médecins à évaluer *a priori* les probabilités de succès des traitements ou des pronostics. Grâce à sa puissance de calcul, l'IA révolutionne cette démarche et ouvre la voie à une véritable « clinique augmentée ». Les avancées dans la puissance de calcul et la capacité de stockage des données ont contribué à son développement récent et rapide. Cependant, la fiabilité des résultats dépend de la qualité des données. Précises, complètes et représentatives, elles permettent de garantir des résultats fiables et des systèmes robustes.

L'IA est classée en trois grandes catégories : l'IA étroite, qui se concentre sur une tâche spécifique pour laquelle elle a été programmée ; l'IA générale, capable de reproduire des comportements complexes proches de l'intelligence humaine ; et la super intelligence, une IA qui dépasserait les capacités humaines.

Published in : SERVICE DE SANTÉ DES ARMÉES, - (dir.), *Médecine et Armées Vol.51 No.2. Dossier Numérique en santé*, Editions des archives contemporaines, ISBN : 9782813005816, doi : 10.17184/eac.9782813005816

Actuellement, l'IA étroite est principalement utilisée en pratique clinique, notamment à travers l'apprentissage automatique.

L'apprentissage automatique, ou *machine learning*, permet aux systèmes d'IA d'analyser de grandes quantités de données pour identifier des motifs et des corrélations invisibles à l'œil nu. En anesthésie-réanimation, cette capacité de l'IA se révèle particulièrement utile, puisque nos environnements de travail génèrent en continu des volumes massifs de données issus de dispositifs de monitorage, de bilans biologiques et ainsi des potentialités de réponses aux interventions thérapeutiques. En appliquant des techniques d'apprentissage automatique, il devient possible de prédire des complications, d'optimiser l'administration de thérapeutiques et d'assister les cliniciens dans leurs décisions cliniques (1). Dans le contexte militaire, les enjeux semblent encore plus prononcés dans nos environnements d'exercice aux ressources limitées.

Cet article explore les applications de l'IA en anesthésie-réanimation militaire, en se concentrant sur les méthodes d'apprentissage automatique et leurs contributions potentielles à la prise en charge des patients. Nous examinerons également les défis éthiques, juridiques et techniques liés à l'utilisation de l'IA, ainsi que les initiatives pour former les cliniciens aux principes et outils de l'IA.

1 Méthodes d'apprentissage automatique en anesthésie-réanimation

L'apprentissage automatique constitue un domaine clé de l'IA étroite, conçue pour exécuter des tâches spécifiques. Développons, ici, quatre principaux types d'apprentissage.

1.1 Apprentissage supervisé

Cette méthode est l'une des plus utilisées en apprentissage automatique, particulièrement adapté aux tâches prédictives en médecine (2). Dans cette approche, l'algorithme est entraîné sur un ensemble de données dans lequel chaque observation est étiquetée avec la valeur de la variable cible à prédire. Les observations sont généralement constituées de caractéristiques (ou variables indépendantes) qui influencent la variable cible (variable dépendante). L'objectif est de faire en sorte que l'algorithme apprenne à relier les caractéristiques aux résultats pour pouvoir, ultérieurement, prédire la valeur de cette variable dans des cas similaires (3,4).

Les algorithmes d'apprentissage supervisé (*supervised learning*) les plus connus incluent la régression linéaire, les arbres de décision (*decision tree*), les forêts aléatoires (*random forest*) et les réseaux de neurones artificiels (*artificial neural networks*).
Par exemple, un modèle de régression linéaire peut établir une relation entre des variables comme l'âge, le sexe, les comorbidités et les paramètres vitaux pour évaluer le risque de complications.

En s'appuyant sur des variables biométriques ou cliniques mesurées en continu telles que la fréquence cardiaque, la saturation en oxygène ou la pression artérielle, ces techniques supervisées peuvent prédire plus précisément le risque de mortalité en réanimation qu'avec nos scores usuels (5,6), la survenue d'un sepsis au cours du séjour de réanimation (7) ou la survenue d'une hypotension artérielle (8). En anesthésie, elles peuvent prédire la survenue d'une hypotension artérielle environ dix minutes avant sa

Published in : SERVICE DE SANTÉ DES ARMÉES, - (dir.), *Médecine et Armées Vol.51 No.2. Dossier Numérique en santé*, Editions des archives contemporaines, ISBN : 9782813005816, doi : 10.17184/eac.9782813005816

survenue (9), d'une bradycardie (10), d'une hypoxémie (11) ou permettre d'anticiper les réponses hémodynamiques secondaires à l'administration de rémifentanil (12).

Un modèle supervisé peut aussi, par le système des boucles fermées, ajuster les administrations médicamenteuses en fonction des paramètres mesurés pour obtenir un effet souhaité : par exemple, optimiser la profondeur de la sédation grâce aux données de l'indice bispectral (13).

1.2 Apprentissage non supervisé

Contrairement à l'apprentissage supervisé, l'apprentissage non supervisé ne nécessite pas de données étiquetées et vise à découvrir des structures cachées dans un ensemble de données. Cette méthode est particulièrement utile pour identifier des sous-groupes de patients ayant des caractéristiques cliniques communes. Elle permet de mettre en évidence des profils de patients qui, bien que non évidents, partagent des traits significatifs qui peuvent être associés à des pronostics particuliers ou à des réponses spécifiques aux traitements (3,4).

En anesthésie-réanimation, l'apprentissage non supervisé est souvent utilisé pour identifier des sous-groupes de patients aux trajectoires cliniques distinctes (14). Par exemple, personnaliser les soins de patients septiques (15), comme lors de l'administration de vasopresseurs ou de solutés de remplissage en fonction de leurs données de pression artérielle ou de fréquence cardiaque (16). Cette approche s'applique également aux patients atteints de syndrome de détresse respiratoire aiguë (17) et d'insuffisance cardiaque aiguë (18).

1.3 Apprentissage par renforcement

Dans cette méthode, l'algorithme apprend en interagissant avec l'environnement et en recevant des retours sous forme de récompenses ou de pénalités en fonction des actions qu'il entreprend. Les récompenses et pénalités sont des signaux mathématiques évaluant la pertinence des décisions de l'algorithme. Une récompense est accordée lorsqu'une action améliore un paramètre clinique ou atteint un objectif, comme le maintien d'un score de sédation cible ou l'optimisation des paramètres respiratoires. À l'inverse, une pénalité est appliquée si l'action dégrade l'état clinique, par exemple en induisant une hypotension ou une hypoxie. Ces signaux orientent l'algorithme vers des décisions optimisant l'état du patient tout en réduisant les risques. Ce type d'apprentissage est particulièrement adapté aux processus dynamiques, dans lesquels des décisions doivent être prises en temps réel.

En anesthésie-réanimation, l'apprentissage par renforcement est pertinent pour la gestion de traitements complexes nécessitant des ajustements continus et personnalisés, comme la ventilation mécanique, le contrôle de la glycémie ou l'ajustement des dosages en héparine.

Dans le cadre de la ventilation mécanique, un agent d'apprentissage par renforcement peut ajuster les paramètres de ventilation en fonction de l'état physiologique du patient pour maintenir des niveaux d'oxygénation et de pression adéquats.
L'algorithme teste différentes actions, comme une modification du volume courant, de la fréquence respiratoire, de la FiO2 ou de la PEP, et reçoit une « récompense » si l'action améliore les paramètres respiratoires du patient (hématose et mécanique

Published in : SERVICE DE SANTÉ DES ARMÉES, - (dir.), *Médecine et Armées Vol.51 No.2. Dossier Numérique en santé*, Editions des archives contemporaines, ISBN : 9782813005816, doi : 10.17184/eac.9782813005816

ventilatoire). Au fil des essais, l'algorithme apprend à optimiser ces actions pour améliorer les résultats cliniques.

Les algorithmes de renforcement les plus courants incluent les réseaux de neurones profonds appliqués au renforcement (*deep Q-learning*). Ces techniques permettent aux algorithmes de gérer des processus décisionnels à long terme, en prenant en compte les effets futurs de chaque décision, ce qui est essentiel pour des ajustements de traitements prolongés.

1.4 Apprentissage profond (*deep learning*)

L'apprentissage profond (*deep learning*) est souvent considéré comme une branche de l'apprentissage supervisé et non supervisé, basée sur l'utilisation de réseaux de neurones artificiels à plusieurs couches (ou réseaux neuronaux profonds). Cette approche permet de traiter des données hautement complexes et d'établir des relations non linéaires et multidimensionnelles, adaptées aux tâches nécessitant un niveau d'analyse plus élevé, comme le traitement d'images et la reconnaissance de schémas.

En anesthésie-réanimation, l'apprentissage profond est particulièrement utile pour l'analyse des données d'imagerie (comme les échographies) ou d'électroencéphalogrammes (EEG). Par exemple, lors d'une anesthésie locorégionale, un réseau de neurones profond peut être entraîné pour identifier en temps réel les structures anatomiques sur l'image échographique, aidant le clinicien à guider l'aiguille pour effectuer plus précisément différents types de blocs nerveux (interscalénique, supra et infraclaviculaire et bloc de la paroi abdominale) (19). De même, pour la surveillance de l'état de conscience du patient, des modèles d'apprentissage profond peuvent analyser les signaux EEG pour détecter des schémas associés aux différents stades de sédation ou à des anomalies neurologiques.

L'apprentissage profond s'appuie sur des architectures spécifiques, telles que les réseaux de neurones convolutifs (*convolutional neural networks*, CNN) pour l'analyse d'images et les réseaux récurrents (*recurrent neural networks,* RNN) pour les données séquentielles, notamment les signaux biologiques.

1.5 Combinaison de méthodes d'apprentissage

Il est fréquent que des modèles d'IA combinent plusieurs méthodes d'apprentissage. Par exemple, certains algorithmes associent l'apprentissage non supervisé, pour analyser la structure des données, puis l'apprentissage supervisé, pour effectuer des prédictions spécifiques. Cette intégration de méthodes permet de tirer parti des avantages de chaque technique pour des applications plus robustes et plus adaptées.

Les modèles plus récents, comme les Transformers, se distinguent par leur capacité à traiter simultanément des données séquentielles et des images, élargissant ainsi les applications de l'apprentissage profond. Leur architecture, basée sur l'attention, remplace les anciens modèles séquentiels en permettant un meilleur traitement des relations entre les mots. Ils sont aujourd'hui à la base des modèles comme GPT (*Generative Pre-trained Transformer* qui génère des textes), BERT (*Bidirectional Encoder Representations from Transformers* qui permet une compréhension du langage), T5 (*Text-to-Text Transfer Transformer* qui effectue des traductions, résumés de texte, reformulations).

Published in : SERVICE DE SANTÉ DES ARMÉES, - (dir.), *Médecine et Armées Vol.51 No.2. Dossier Numérique en santé*, Editions des archives contemporaines, ISBN : 9782813005816, doi : 10.17184/eac.9782813005816

2 Applications potentielles de l'intelligence artificielle en anesthésie-réanimation militaire en 2024

En intégrant l'IA, il devient possible d'améliorer la précision diagnostique, la gestion des interventions médicales et la logistique des soins.

2.1 Triage

Le système ARTEMIS combine l'IA et la robotique pour réaliser des évaluations préliminaires et attribuer des étiquettes de triage lors d'incidents impliquant de multiples victimes, permettant aux premiers intervenants d'optimiser la prise en charge grâce à des mises à jour en temps réel (20).

L'algorithme d'évaluation du risque d'hémorragie (HRI) est un exemple de l'utilisation de l'intelligence artificielle (IA) dans le triage des patients traumatisés. Cet outil analyse les signes vitaux, tels que la fréquence cardiaque et la pression artérielle, afin de stratifier le risque d'hémorragie et de classer les patients en catégories de risque faible, moyen et élevé, facilitant ainsi la prise de décision en matière de traitement et d'évacuation (21).

Les systèmes de triage basés sur l'IA, notamment ceux conçus pour prédire les chocs et la nécessité de contrôler les hémorragies majeures chez les patients blessés par balle, démontrent la capacité des algorithmes d'apprentissage automatique à traiter des données en temps réel et à améliorer la précision du triage (22).

2.2 Aide à la décision

L'intégration de l'IA dans l'imagerie médicale a considérablement amélioré la précision diagnostique, en particulier pour les examens échographiques et scanographiques en traumatologie.
Les algorithmes de *machine learning* et de *deep learning* ont notamment été intégrés aux processus de diagnostic afin d'accroître la rapidité et la précision de l'identification des lésions traumatiques.

L'IA a été appliquée à l'interprétation des examens échographiques FAST. Des réseaux neuronaux convolutifs comme DenseNet121 ont montré des performances élevées, avec des taux de précision pouvant atteindre 97 %, réduisant ainsi la variabilité inter-opérateur dans l'interprétation des images échographiques (23).
Des modèles d'IA combinant la segmentation 3D et les réseaux neuronaux convolutifs 2D ont également été développés pour la détection des traumatismes abdominaux, surpassant les méthodes traditionnelles et améliorant la prise de décision clinique (24).
Des plateformes basées sur des modèles tels que ResNet50 et DenseNet121 contribuent à la segmentation et à la classification, améliorant ainsi l'analyse des images CT et permettant une délimitation précise des structures.

2.3 En per et post-opératoire

Les modèles prédictifs basés sur l'apprentissage supervisé peuvent, par exemple, évaluer le risque de survenue, avec dix minutes d'avance, d'une hypotension artérielle chez les patients sous anesthésie (9). De plus, les algorithmes d'apprentissage par renforcement sont particulièrement adaptés pour ajuster les traitements en temps réel.

Published in : SERVICE DE SANTÉ DES ARMÉES, - (dir.), *Médecine et Armées Vol.51 No.2. Dossier Numérique en santé*, Editions des archives contemporaines, ISBN : 9782813005816, doi : 10.17184/eac.9782813005816

Par exemple, un algorithme peut ajuster automatiquement les doses de médicaments hypnotiques pour maintenir une sédation adaptée aux besoins spécifiques du patient (13). De même, l'IA peut être utilisée pour prédire la survenue de sepsis (7) et des outils d'aide à la décision peuvent également optimiser le remplissage vasculaire et le dosage des vasopresseurs chez les patients en choc septique, ajustant les volumes de perfusion en temps réel pour maintenir les paramètres vitaux dans des limites optimales. Dans des études de simulation, il a été démontré que l'utilisation d'algorithmes d'apprentissage par renforcement pour guider le remplissage et les vasopresseurs aurait pu réduire la mortalité, suggérant que ces systèmes pourraient améliorer les pratiques cliniques (16).

Des recherches se concentrent sur l'amélioration de l'apprentissage par renforcement pour que l'IA apprenne de manière continue et optimisée comment maintenir les paramètres vitaux dans des limites idéales. L'utilisation de ces algorithmes pour superviser et ajuster simultanément plusieurs aspects de la réanimation (médicaments, ventilation et fluides) est en cours de validation dans des environnements simulés.

2.4 Gestion des ressources logistiques

L'IA joue un rôle croissant dans la gestion des ressources médicales et l'organisation des évacuations en milieu militaire. Des modèles prédictifs permettent d'anticiper les besoins en produits médicaux et d'optimiser la distribution en temps réel en fonction des exigences opérationnelles. Cette approche contribue à une meilleure allocation des ressources médicales, garantissant que les patients présentant les blessures les plus graves reçoivent prioritairement les soins nécessaires (21,22).
L'optimisation des ressources logistiques est améliorée par l'IA associée à la technologie *blockchain*, qui assure une traçabilité efficace et sécurisée des flux d'informations et de la distribution des ressources. Le modèle de traçabilité des informations logistiques d'urgence *Emergency Logistics Information Traceability Model - Consortium Blockchain Technology* (ELITM-CBT) que l'on peut traduire par « Modèle de traçabilité des informations logistiques d'urgence » montre comment l'IA peut réduire les délais et les coûts de transport lors de situations d'urgence en optimisant les chaînes logistiques (25).

Les modèles pilotés par l'IA se concentrent sur l'alerte précoce, la coordination du transport et le partage de services logistiques, formant un système complet de réponse d'urgence qui répond aux besoins de santé publique. Ces systèmes contribuent à la planification efficace des ressources, garantissant une réponse plus coordonnée et efficiente lors de crises.
L'utilisation de véhicules aériens sans pilote (UAV) tels que les drones, pour la livraison rapide de fournitures médicales essentielles, représente une avancée significative. Ces drones permettent d'acheminer du matériel de premiers secours, des médicaments et des produits sanguins vers des zones reculées ou difficiles d'accès, élargissant ainsi la portée des soins d'urgence (26). De plus, des modèles d'optimisation multiobjectif d'IA optimisent le flux d'informations logistiques et l'allocation des ressources, le contrôle en temps réel des conditions de stockage, améliorant ainsi la rapidité et la précision des réponses d'urgence en contenant les coûts (27).

Published in : SERVICE DE SANTÉ DES ARMÉES, - (dir.), *Médecine et Armées Vol.51 No.2. Dossier Numérique en santé*, Editions des archives contemporaines, ISBN : 9782813005816, doi : 10.17184/eac.9782813005816

L'IA peut être un outil prometteur en médecine d'armée, en améliorant la rapidité de prise en charge, la précision diagnostique et l'allocation des ressources. Alors que la technologie évolue sans cesse, son rôle est susceptible de s'étendre, offrant de nouvelles opportunités pour améliorer la prise en charge du blessé de guerre.

3 Enjeux et contraintes dans les soins

Si l'intégration de l'IA en médecine présente des perspectives importantes pour optimiser les soins, elle pose également des défis éthiques, juridiques et techniques spécifiques qui conditionnent son adoption.

3.1 Un cadre éthique incontournable

L'IA ne doit jamais se substituer au jugement clinique.
En premier lieu, le principe de « garantie humaine » impose qu'aucune décision diagnostique ou thérapeutique ne puisse être prise de manière autonome par un système d'IA sans la supervision d'un professionnel de santé (28). Ce principe vise à préserver la responsabilité et le jugement humain dans les décisions de soin, assurant que l'IA n'exerce qu'un rôle de soutien aux praticiens et non de substitut. La responsabilité ultime des décisions cliniques repose ainsi sur les praticiens.

Mais comment maintenir cet équilibre face à des algorithmes toujours plus performants ? L'information du patient devient cruciale : pour être éthique, l'IA doit être transparente et compréhensible. Un consentement éclairé suppose une pédagogie adaptée, or ce point reste souvent sous-estimé.
Bien que la gouvernance éthique de l'IA dans le secteur de la santé en France soit solide, elle n'est pas exempte de défis. La rapidité des avancées de l'IA impose une mise à jour continue des directives et réglementations pour faire face aux nouveaux enjeux. En outre, l'intégration de l'IA dans les soins de santé doit être réalisée avec soin, afin d'assurer qu'elle renforce l'humanisation des soins aux patients plutôt que de la compromettre, maintenant ainsi un équilibre entre innovation technologique et responsabilité éthique.

3.2 Responsabilité et transparence des algorithmes : des impératifs non négociables

Les algorithmes, en particulier ceux basés sur l'apprentissage profond, souffrent d'un manque d'explicabilité. Comment un clinicien peut-il faire confiance à une recommandation qu'il ne peut justifier ? L'opacité des modèles limite leur acceptabilité et entrave leur adoption en médecine critique. L'enjeu est donc double : développer des IA explicables et former les cliniciens à leur interprétation.

3.3 Fiabilité et reproductibilité scientifique : un enjeu crucial

Par ailleurs, la fiabilité scientifique reste une faiblesse majeure : 93 % des outils d'IA en anesthésie-réanimation n'ont pas dépassé le stade de prototype, et peu d'entre eux ont fait l'objet d'études de validation externe rigoureuses (29).

Les risques de biais et de surestimation sont donc majeurs, réduisant la capacité des modèles à généraliser leurs performances sur de nouveaux ensembles de données.
Par exemple, des algorithmes entraînés à partir des bases de données de traumatologie

Published in : SERVICE DE SANTÉ DES ARMÉES, - (dir.), *Médecine et Armées Vol.51 No.2. Dossier Numérique en santé*, Editions des archives contemporaines, ISBN : 9782813005816, doi : 10.17184/eac.9782813005816

civile peuvent ne pas refléter la réalité des blessures de guerre. Cela pose un défi pour l'exactitude et la pertinence des prédictions de l'IA en contexte militaire.
De même, le risque de surapprentissage (c'est-à-dire qu'un modèle statistique soit ajusté de manière excessive aux données d'entraînement, et donc d'avoir une capacité réduite à généraliser à de nouvelles réponses) est élevé (30).

Par ailleurs, la reproductibilité des algorithmes est un élément crucial pour instaurer la confiance parmi les cliniciens. Des essais cliniques randomisés multicentriques pourraient également contribuer à évaluer l'efficacité de l'IA en conditions réelles.

Sans validation rigoureuse et sans essais cliniques robustes, leur usage à large échelle demeure risqué. L'IA ne peut se contenter d'être prometteuse : elle doit prouver son efficacité en conditions réelles.

4 Enjeux et contraintes en opération

Si l'IA apparaît comme un formidable outil de supériorité tactique, elle suscite les mêmes interrogations que dans le domaine médical. Elle impose de relever des défis éthiques et sécuritaires afin d'en assurer une utilisation responsable et souveraine.

4.1 Cadre éthique et légal strict

Dans le domaine militaire, l'IA révolutionne la gestion et la simulation des environnements opérationnels, permettant de détecter des menaces et d'analyser efficacement les masses de renseignements collectés. Cependant, son utilisation est strictement encadrée par le droit international humanitaire et le droit des conflits armés.
Les principes fondamentaux incluent le respect de la dignité humaine, la responsabilité, la transparence et la non-discrimination. En cas d'usage inapproprié de l'IA, la chaîne de responsabilité doit être clairement établie.

Au-delà des considérations éthiques, la présence humaine dans la boucle de décision est indispensable. Elle est essentielle pour analyser les environnements changeants des opérations militaires et garantir leur efficacité.

4.2 Cybersécurité et souveraineté des données : un enjeu vital

L'IA militaire repose sur des flux massifs de données sensibles. Toute faille dans la protection des systèmes peut compromettre la sécurité des opérations. Par exemple, des modifications de paramètres dans un dispositif de télémédecine pourraient compromettre la sécurité des patients. Protéger ces infrastructures impose un chiffrement avancé, des protocoles de sécurité robustes et une capacité de détection proactive des intrusions. Mais, la menace ne vient pas seulement des attaques extérieures : une dépendance excessive aux algorithmes rend nos forces vulnérables aux ruptures numériques. Un équilibre doit être trouvé entre modernisation et capacité d'adaptation en conditions dégradées.
L'IA doit être considérée comme un outil qui augmente la prise de décision humaine au lieu de la remplacer. Généraliser son usage impose néanmoins de maîtriser les impératifs techniques et veiller à ce que l'expertise humaine reste au cœur des opérations.

Published in : SERVICE DE SANTÉ DES ARMÉES, - (dir.), *Médecine et Armées Vol.51 No.2. Dossier Numérique en santé*, Editions des archives contemporaines, ISBN : 9782813005816, doi : 10.17184/eac.9782813005816

4.3 Des contraintes techniques à surmonter

Les théâtres d'opérations imposent des conditions extrêmes : connectivité limitée, infrastructures instables, ressources réduites. Comment garantir la performance des algorithmes dans un environnement où les données sont incomplètes, leurs transmissions bruitées et le calcul embarqué restreint ? L'IA militaire doit être portable, autonome et résiliente, capable de fonctionner sans connexion constante aux réseaux centraux.

La portabilité des dispositifs est également essentielle, car les équipements doivent être robustes, compacts, furtifs avec une signature radioélectrique limitée et économes en énergie pour fonctionner dans des environnements austères. De plus, les dispositifs doivent être conçus pour fonctionner de manière autonome, sans dépendre d'une connexion constante aux réseaux de données. Ces contraintes techniques limitent les applications de certains modèles complexes, comme les réseaux de neurones profonds, qui nécessitent des ressources de calcul significatives.

Enfin, l'automatisation accrue des décisions stratégiques pose une question fondamentale : ne risquons-nous pas de perdre notre capacité à opérer sans assistance algorithmique ? La rusticité, c'est-à-dire la capacité à fonctionner avec des moyens limités, reste un pilier de la résilience militaire. L'IA ne doit pas devenir une béquille, mais un levier d'optimisation maîtrisé.

5 Formation et sensibilisation des praticiens à l'IA

L'IA ne révolutionnera la médecine militaire que si les praticiens savent l'utiliser avec discernement. Sa maîtrise ne se limite pas à son fonctionnement technique : elle exige une compréhension des biais algorithmiques, des enjeux éthiques et des limites de son application. Former et sensibiliser les soignants devient donc une priorité pour garantir une intégration efficace et sécurisée.

5.1 Urgence d'une formation initiale et continue

L'intelligence artificielle s'impose dans le paysage médical, mais peu de cliniciens sont réellement formés à ses principes fondamentaux.

Dès les études médicales, des modules dédiés doivent permettre aux futurs praticiens de comprendre l'apprentissage automatique, l'analyse des données et l'impact des biais algorithmiques.

Pour les médecins en exercice, la formation continue est essentielle : les technologies évoluent vite, et leur adoption sans maîtrise critique pourrait générer plus d'erreurs que d'améliorations.

Utiliser l'IA impose finalement aux praticiens de comprendre les cadres éthiques et légaux qui régissent son utilisation.

5.2 Une collaboration pluridisciplinaire indispensable

L'IA en anesthésie-réanimation militaire ne peut être pensée sans une interaction constante entre médecins, ingénieurs, *data scientists* et éthiciens. Développer des algorithmes adaptés au terrain nécessite une approche intégrée, où chaque discipline

Published in : SERVICE DE SANTÉ DES ARMÉES, - (dir.), *Médecine et Armées Vol.51 No.2. Dossier Numérique en santé*, Editions des archives contemporaines, ISBN : 9782813005816, doi : 10.17184/eac.9782813005816

contribue à fiabiliser et optimiser les outils mis à disposition des soignants. Cette synergie garantit des IA plus explicables, plus adaptées et plus utiles en contexte opérationnel.

5.3 Qualité des données : le nerf de la guerre

L'efficacité des modèles d'IA dépend directement de la qualité et de la représentativité des données sur lesquelles ils sont entraînés. Or, les bases de données médicales militaires sont souvent incomplètes ou difficiles d'accès. Par exemple, l'accès aux données brutes issues des dispositifs de monitorage est souvent limité, car ces appareils sont principalement conçus pour fournir des valeurs moyennes et des tendances, plutôt que des informations granulaires.

Il devient crucial de repenser et structurer des infrastructures capables de stocker, organiser et traiter efficacement ces informations.

La formation des cliniciens devrait inclure une sensibilisation à l'importance de la qualité des données et aux principes de gestion des données en IA. Les cliniciens doivent comprendre les effets potentiels des données manquantes, des biais d'échantillonnage ou des erreurs de mesure sur les résultats des algorithmes.

Sans cela, les algorithmes risquent d'être biaisés, compromettant la pertinence de leurs recommandations.

5.4 Esprit critique : ne jamais suivre l'IA aveuglément

L'IA ne remplace pas le raisonnement clinique, elle l'augmente. Mais le risque est de suivre aveuglément des recommandations erronées ou biaisées, menant à des erreurs de diagnostic ou de traitement.

Certains algorithmes peuvent utiliser des *proxys* (ou substituts) de variables cliniques, et ainsi fausser les prédictions si ceux-ci ne reflètent pas parfaitement les caractéristiques du patient.

Se reposer exclusivement sur les algorithmes, sans remettre en question leurs prédictions, pourrait mener à des erreurs diagnostiques ou thérapeutiques. Développer une approche critique, qui confronte systématiquement les recommandations de l'IA à l'expertise humaine, est indispensable pour éviter une dépendance aveugle et garantir une prise en charge optimale des patients.

Conclusion

L'intelligence artificielle redéfinit l'anesthésie-réanimation militaire, offrant des outils puissants pour optimiser la prise en charge des patients en situation critique. Des algorithmes capables de prédire les complications, d'ajuster les traitements en temps réel et d'améliorer la gestion des ressources transforment notre manière d'exercer. Pourtant, cette révolution technologique ne sera bénéfique que si elle est maîtrisée, comprise et encadrée.

Loin d'être une simple automatisation des soins, l'IA doit être un levier d'aide à la décision, renforçant l'expertise du clinicien sans jamais le remplacer. Son intégration réussie repose sur trois piliers essentiels : une formation adaptée, garantissant que

Published in : SERVICE DE SANTÉ DES ARMÉES, - (dir.), *Médecine et Armées Vol.51 No.2. Dossier Numérique en santé*, Editions des archives contemporaines, ISBN : 9782813005816, doi : 10.17184/eac.9782813005816

les soignants puissent exploiter ces outils avec discernement ; des bases de données robustes, pour assurer la fiabilité des algorithmes ; et une collaboration interdisciplinaire, essentielle pour allier performance technologique et réalité clinique.

Si l'IA ouvre des perspectives fascinantes, elle impose aussi une vigilance accrue. L'avenir de l'anesthésie-réanimation militaire ne se jouera pas seulement sur le terrain des avancées technologiques, mais surtout dans notre capacité à les intégrer de manière éthique, pragmatique et sécurisée. L'IA n'est pas une fin en soi, mais un outil : son efficacité dépendra toujours de l'intelligence humaine qui l'encadre.

Contributions des auteurs

Conceptualisation : toute l'équipe des auteurs
Écriture : FBSL et PA
Relecture et validation : CD

Remerciements au linguiste relecteur : Pierre-Alexandre Clerc.

Références bibliographiques

1. Yoon JH, Pinsky MR, Clermont G. Artificial Intelligence in Critical Care Medicine. Crit Care. 2022 ;26(1) :75. doi :10.1186/s13054-022-03915-y
2. van de Sande D, van Genderen ME, Huiskens J, Gommers D, van Bommel J. Moving from bytes to bedside : a systematic review on the use of artificial intelligence in the intensive care unit. Intensive Care Medicine. 2021 ;47(7) :750-60. doi : 10.1007/s00134-021-06446-7
3. Alanazi HO, Abdullah AH, Qureshi KN. A Critical Review for Developing Accurate and Dynamic Predictive Models Using Machine Learning Methods in Medicine and Health Care. Journal of Medical Systems. 2017 ;41(4) :69. doi :10.1007/s00134-021-06446-7
4. Rajkomar A, Dean J, Kohane I. Machine Learning in Medicine. N Engl J Med. 2019 ;380(14) :1347-58. doi : 10.1056/NEJMra1814259
5. Barboi C, Tzavelis A, Muhammad LN. Comparison of Severity of Illness Scores and Artificial Intelligence Models That Are Predictive of Intensive Care Unit Mortality : Meta-analysis and Review of the Literature. JMIR Medical Informatics. 2022 ;10(5) :e35293. doi : 10.2196/35293
6. Pirracchio R, Petersen ML, Carone M, Rigon MR, Chevret S, van der Laan MJ. Mortality prediction in intensive care units with the Super ICU Learner Algorithm (SICULA) : a population-based study. Lancet Respiratory Medicine. 2015 ;3(1) :42-52. doi : 10.1016/S2213-2600(14)70239-5
7. Nemati S, Holder A, Razmi F, Stanley MD, Clifford GD, Buchman TG. An Interpretable Machine Learning Model for Accurate Prediction of Sepsis in the ICU. Critical Care Medicine. 2018 ;46(4) :547-53. doi : 10.1097/CCM.0000000000002936
8. Cherifa M, Blet A, Chambaz A, Gayat E, Resche-Rigon M, Pirracchio R. Prediction of an Acute Hypotensive Episode During an ICU Hospitalization With a Super Learner Machine-Learning Algorithm. Anesthesia & Analgesia. 2020 ;130(5) :1157-66. doi : 10.1213/ANE.0000000000004538
9. Kang AR, Lee J, Jung W, Lee M, Park SY, Woo J, *et al.* Development of a prediction model for hypotension after induction of anesthesia using machine learning. PLoS ONE. 2020 ;15(4) :e0231172. doi : 10.1371/journal.pone.0231172
10. Solomon SC, Saxena RC, Neradilek MB, Hau V, Fong CT, Lang JD, *et al.* Forecasting a Crisis : Machine-Learning Models Predict Occurrence of Intraoperative Bradycardia Associated With Hypotension. Anesthesia & Analgesia. 2020 ;130(5) :1201-10. doi : 10.1213/ANE.0000000000004645
11. Lundberg SM, Nair B, Vavilala MS, Horibe M, Eisses MJ, Adams T, *et al.* Explainable machine-learning predictions for the prevention of hypoxaemia during surgery. Nature Biomedical Engineering. 2018 ;2(10) :749-60. doi : 10.1038/s41551-018-0304-0
12. Miyaguchi N, Takeuchi K, Kashima H, Morita M, Morimatsu H. Predicting anesthetic infusion events using machine learning. Scientific Reports. 2021 ;11(1) :23648. doi : 10.1038/s41598-021-02923-1
13. Lee HC, Ryu HG, Chung EJ, Jung CW. Prediction of Bispectral Index during Target-controlled Infusion of Propofol and Remifentanil. Anesthesiology. 2018 ;128(3) :492-501. doi : 10.1097/ALN.0000000000002022

Published in : SERVICE DE SANTÉ DES ARMÉES, - (dir.), *Médecine et Armées Vol.51 No.2. Dossier Numérique en santé*, Editions des archives contemporaines, ISBN : 9782813005816, doi : 10.17184/eac.9782813005816

14. Reddy K, Sinha P, O'Kane CM, Gordon AC, Calfee CS, McAuley DF. Subphenotypes in critical care : translation into clinical practice. Lancet Respiratory Medicine. 2020 ;8(6) :631-43. doi : 10.1016/S2213-2600(20)30124-7

15. Seymour CW, Kennedy JN, Wang S, Chang CCH, Elliott CF, Xu Z, *et al.* Derivation, Validation, and Potential Treatment Implications of Novel Clinical Phenotypes for Sepsis. JAMA. 2019 ;321(20) :2003-17. doi : 10.1001/jama.2019.5791

16. Komorowski M, Celi LA, Badawi O, Gordon AC, Faisal AA. The Artificial Intelligence Clinician learns optimal treatment strategies for sepsis in intensive care. Nature Medicine. 2018 ;24(11) :1716-20. doi : 10.1038/s41591-018-0213-5

17. Calfee CS, Delucchi K, Parsons PE, Thompson BT, Ware LB, Matthay MA, *et al.* Subphenotypes in acute respiratory distress syndrome : latent class analysis of data from two randomised controlled trials. Lancet Respiratory Medicine. 2014 ;2(8) :611-20. doi : 10.1016/S2213-2600(14)70097-9

18. Jentzer JC, Reddy YNV, Soussi S, Crespo-Diaz R, Patel PC, Lawler PR, *et al.* Unsupervised machine learning to identify subphenotypes among cardiac intensive care unit patients with heart failure. ESC Hear Fail. ESC Heart Failure. 2024 ;11(6) : 4242–56. doi : 10.1002/ehf2.14949

19. Gungor I, Gunaydin B, Oktar SO, M.Buyukgebiz B, Bagcaz S, Ozdemir MG, *et al.* A real-time anatomy ıdentification *via* tool based on artificial ıntelligence for ultrasound-guided peripheral nerve block procedures : an accuracy study. Journal of Anesthesia. 2021 ;35(4) :591-4. doi : 10.1007/s00540-021-02961-8

20. Senthilkumaran RK, Prashanth M, Viswanath H, Kotha S, Tiwari K, Bera A. ARTEMIS : AI-driven robotic triage labeling and emergency medical information system [En ligne]. Ithaca (NY) : arXiv ; 2023. Disponible : https://arxiv.org/abs/2308.03314

21. Stallings JD, Laxminarayan S, Yu C, Kapela A, Frock A, Cap AP, *et al.* APPRAISE-HRI : An Artificial Intelligence Algorithm for Triage of Hemorrhage Casualties. Shock. 2023 ;60(2) :199-205. doi : 10.1097/SHK.0000000000002167

22. Nederpelt CJ, Mokhtari AK, Alser O, Tsiligkaridis T, Roberts J, Cha M, *et al.* Development of a field artificial intelligence triage tool : Confidence in the prediction of shock, transfusion, and definitive surgical therapy in patients with truncal gunshot wounds. Journal of Trauma and Acute Care Surgery. 2021 ;90(6) :1054-60. doi : 10.1097/TA.0000000000003155

23. Levy BE, Castle JT, Virodov A, Wilt WS, Bumgardner C, Brim T, *et al.* Artificial intelligence evaluation of focused assessment with sonography in trauma. Journal of Trauma and Acute Care Surgery. 2023 ;95(5) :706-12. doi : 10.1097/TA.0000000000003998

24. Rohde S, Münnich N. Künstliche Intelligenz in der orthopädisch-unfallchirurgischen Radiologie. Die Orthopädie. 2022 ;51(9) :748-56. doi : 10.1007/s00132-022-04287-8

25. Wang C, Guo Z, Shi F, Chen M, Wang X, Liu J. Research on emergency logistics information traceability model and resource optimization allocation strategies based on consortium blockchain. PLoS ONE. 2024 ;19(5) :e0303143. doi : 10.1371/journal.pone.0303143

26. Wen T, Zhang Z, Wong KKL. Multi-Objective Algorithm for Blood Supply *via* Unmanned Aerial Vehicles to the Wounded in an Emergency Situation. PLoS ONE. 2016 ;11(5) :e0155176. doi : 10.1371/journal.pone.0155176

27. Chu H, Chen Y. [Retracted] A Novel Hybrid Algorithm for Multiobjective Location-Allocation Problem in Emergency Logistics. Computational Intelligence and Neuroscience. 2021 ;2021 :1951161. doi : 10.1155/2021/1951161

28. Amini MM, Jesus M, Sheikholeslami DF, Alves P, Benam AH, Hariri F. Artificial Intelligence Ethics and Challenges in Healthcare Applications : A Comprehensive Review in the Context of the European GDPR Mandate. Machine Learning and Knowledge Extraction. 2023 ;5(3) :1023-35. doi : 10.3390/make5030052

29. Otten M, Jagesar AR, Dam TA, Biesheuvel LA, Hengst F den, Ziesemer KA, *et al.* Does Reinforcement Learning Improve Outcomes for Critically Ill Patients ? A Systematic Review and Level-of-Readiness Assessment. Critical Care Medicine. 2024 ;52(2) :e79-e88. doi : 10.1097/CCM.0000000000006072

30. Leisman DE, Harhay MO, Lederer DJ, Abramson M, Adjei AA, Bakker J, *et al.* Development and Reporting of Prediction Models : Guidance for Authors From Editors of Respiratory, Sleep, and Critical Care Journals. Critical Care Medicine. 2020 ;48(5) :623-33. doi : 10.1097/CCM.0000000000004248

Published in : SERVICE DE SANTÉ DES ARMÉES, - (dir.), *Médecine et Armées Vol.51 No.2. Dossier Numérique en santé*, Editions des archives contemporaines, ISBN : 9782813005816, doi : 10.17184/eac.9782813005816