

**Artificial intelligence in healthcare in practice: tools,
applications and perspectives for clinicians, researchers
and educators — an international educational review**

*Intelligence artificielle en santé en pratique: outils, applications et
perspectives pour le clinicien, le chercheur et l'enseignant — mise
au point didactique internationale*

Authors Details

Abdel Nacer Amoukou Issaka^{1*}

CNSS, Agadez, Niger

Amadou Bouba Traore Hassane²

Université Dan Dicko Dankoulodo de Maradi, Niger

Ibrahim Alkassoum³

Faculté des Sciences de la Santé, Université Abdou Moumouni de Niamey, Niger

Zeinabou Tondi Moussa⁴

Faculté des Sciences de la Santé, Université Abdou Moumouni de Niamey, Niger

Abdou Atté Bachir⁵

Faculté des Sciences de la Santé, Université Abdou Moumouni de Niamey, Niger

Djibrilla Baoua Bonkano⁶

Faculté des Sciences de la Santé, Université Abdou Moumouni de Niamey, Niger

Djongolé Hassane Moussa⁷

Faculté des Sciences de la Santé, Université André Salifou de Zinder, Niger

Roukaya Karimou Issaka⁸

Centre Hospitalier Régional (CHR) d'Agadez, Niger

Corresponding Author Details

Abdel Nacer Amoukou Issaka — CNSS, Agadez, Niger.

Email: abdelnacer90@gmail.com — +227 99950300

Abstract

Introduction: The digital transformation of healthcare systems has been accompanied, since the early 2020s, by the rapid adoption of artificial intelligence (AI), further accelerated by the emergence of generative AI and large language models (LLMs). Beyond broad discussions about the potential of AI, healthcare professionals, researchers, and educators need practical guidance regarding available tools, their applications, performance, limitations, and the conditions required for their responsible use.

Objective: To provide an international, critical, and educational synthesis of the major applications of AI in clinical practice, biomedical research, and health sciences education, while examining its potential benefits, limitations, associated risks, and the conditions required for safe and responsible use, particularly in resource limited settings.

Methods: A structured narrative review of the literature was conducted using publications indexed in PubMed/MEDLINE, Scopus, Web of Science, and the Cochrane Library. The literature search was supplemented by institutional documents from the World Health Organization (WHO), UNESCO, and the European Union, as well as selected systematic reviews, evidence syntheses, and regional reports addressing the use of AI in healthcare in sub Saharan Africa. Publications primarily published between 2020 and 2026 were prioritized.

Results: Available evidence demonstrates a rapid diversification of AI applications in healthcare. Generative AI systems and LLMs can support medical information synthesis and interpretation, clinical decision support, literature searching, scientific writing and communication, development of educational materials, clinical simulation, and selected epidemiological surveillance activities. These technologies may improve access to information and increase the efficiency of selected healthcare and research tasks. However, their use is associated with important risks, including hallucinations and factual errors, algorithmic bias, potential breaches of data privacy, limited traceability and accountability, and the risk of cognitive dependence among users. These challenges are particularly relevant in healthcare systems with limited human, digital, and regulatory resources.

Perspectives: Between 2026 and 2030, advances in multimodal AI, agentic systems, and personalized medicine may substantially expand the scope of AI applications in healthcare. These developments will require robust governance frameworks, scientific validation,

human oversight, data protection, and appropriate professional training. Particular attention should be given to the linguistic, cultural, technological, and socioeconomic adaptation of AI solutions to resource limited settings to prevent the widening of existing digital and health inequities.

Conclusion: The key challenge is no longer whether AI will be used in healthcare, but how it can be implemented safely, ethically, scientifically, and in alignment with the needs of healthcare professionals and populations. In low and middle income countries, particularly in the Sahel, AI integration should be approached as a gradual process based on rigorous validation, human oversight, capacity building, and context specific governance.

Keywords: *Artificial intelligence; machine learning; generative artificial intelligence; large language models; clinical decision support; ethics; data privacy; medical education; biomedical research; sub Saharan Africa.*

Résumé:

Introduction: La transformation numérique des systèmes de santé s'accompagne, depuis le début des années 2020, d'une diffusion rapide de l'intelligence artificielle (IA), amplifiée par l'essor de l'IA générative et des grands modèles de langage (LLM). Au-delà du discours général sur l'IA, les professionnels de santé, chercheurs et enseignants ont besoin de repères concrets sur les outils disponibles, leurs usages, leurs limites et les conditions d'un emploi responsable.

Objectif: Produire une synthèse internationale, critique et didactique des applications pratiques de l'IA en pratique clinique, en recherche biomédicale et en pédagogie des sciences de la santé, en identifiant les principaux outils, leurs bénéfices, leurs limites, les risques associés et les conditions d'une utilisation responsable, y compris dans les pays à ressources limitées.

Méthodologie: Cette mise au point s'appuie sur une revue narrative structurée de la littérature indexée dans PubMed/MEDLINE, Scopus, Web of Science et la Cochrane Library, complétée par les documents institutionnels de l'Organisation mondiale de la santé (OMS), de l'UNESCO et de l'Union européenne, ainsi que par une sélection raisonnée de revues systématiques et de rapports régionaux consacrés à l'Afrique subsaharienne, publiés prioritairement entre 2020 et 2026.

Principaux resultants: L'IA générative et les LLM offrent des applications concrètes en aide à la décision clinique, synthèse documentaire, rédaction scientifique, pédagogie médicale et surveillance épidémiologique, avec des bénéfices documentés en efficience et en accessibilité de l'information. Ces bénéfices restent cependant contrebalancés par des risques réels d'hallucination, de biais, d'atteinte à la confidentialité et de dépendance cognitive, particulièrement sensibles dans des systèmes de santé aux ressources limitées.

Perspectives: Les évolutions attendues entre 2026 et 2030 (IA multimodale, agents autonomes, médecine personnalisée) devront être encadrées par une gouvernance robuste, une supervision humaine systématique et une adaptation aux réalités sociales, économiques et linguistiques des pays du Sud, sous peine d'accentuer la fracture numérique en santé.

Conclusion: L'enjeu contemporain n'est plus de savoir si l'IA sera utilisée en santé, mais de déterminer comment l'utiliser de manière sûre, éthique, scientifiquement validée et adaptée aux besoins réels des professionnels et des populations, notamment au Sahel.

Mots-clés: *Intelligence artificielle; apprentissage automatique; grands modèles de langage; aide à la décision clinique; éthique; confidentialité des données; enseignement médical; Afrique subsaharienne.*

1. Introduction

La transformation numérique des systèmes de santé constitue l'une des mutations les plus profondes de la médecine contemporaine. Dossiers médicaux électroniques, télémédecine, objets connectés et outils d'aide à la décision se sont progressivement intégrés à la pratique clinique, à la recherche biomédicale et à la formation des professionnels de santé. Dans ce contexte, l'intelligence artificielle (IA) occupe une place croissante, portée par les progrès de l'apprentissage automatique, de l'apprentissage profond et, plus récemment, par l'émergence de l'IA générative et des grands modèles de langage (Large Language Models, LLM), dont ChatGPT a marqué l'entrée dans l'usage grand public à la fin de l'année 2022.

Cette accélération technologique a suscité un intérêt considérable de la communauté médicale et scientifique internationale. Plusieurs travaux ont ainsi montré la capacité de ces modèles à répondre à des questions médicales complexes, à réussir des examens de licence médicale ou à synthétiser des dossiers cliniques avec une qualité jugée comparable, voire supérieure, à celle de résumés rédigés par des experts humains [4-7]. Ces performances, impressionnantes mais inégales selon les tâches et les contextes, alimentent

à la fois un espoir légitime d'amélioration de l'efficacité des soins et de la recherche, et des inquiétudes sur la fiabilité, la sécurité et l'équité de ces outils [8, 9].

Un risque majeur accompagne cette diffusion rapide : l'écart croissant entre l'innovation technologique et les compétences réelles des utilisateurs. De nombreux professionnels de santé, chercheurs et enseignants utilisent aujourd'hui des outils d'IA générative sans formation préalable, sans méthode de vérification des réponses obtenues et sans compréhension claire des limites intrinsèques de ces systèmes, notamment le phénomène d'hallucination — c'est-à-dire la génération, par le modèle, d'informations plausibles mais factuellement erronées ou non vérifiées.

Face à ce constat, la présente mise au point répond à une problématique centrale: comment les professionnels de santé, chercheurs et enseignants peuvent-ils utiliser concrètement, efficacement et de manière responsable les outils d'intelligence artificielle actuellement disponibles, tout en maîtrisant leurs limites, leurs risques éthiques et leurs implications pour la confidentialité des données? Cette question se pose avec une acuité particulière dans les pays à ressources limitées, notamment en Afrique subsaharienne, où les bénéfices potentiels de l'IA côtoient des contraintes structurelles majeures d'infrastructure, de connectivité et de gouvernance des données.

L'objectif de cet article est ainsi de dépasser le discours général sur l'IA en santé pour proposer une synthèse pratique et didactique, structurée autour des usages concrets de l'IA pour le clinicien, le chercheur et l'enseignant, des outils disponibles, des méthodes de vérification de leurs résultats, des risques associés et des conditions d'une intégration responsable de ces technologies dans les systèmes de santé, y compris dans les contextes à ressources limitées.

2. Méthodologie de la mise au point

Cette mise au point repose sur une revue narrative structurée de la littérature scientifique et institutionnelle, conforme aux exigences méthodologiques attendues d'un article de type État de l'art destiné à une revue internationale à comité de lecture. La stratégie documentaire a privilégié les bases de données suivantes: PubMed/MEDLINE, Scopus, Web of Science et la Cochrane Library, en complément desquelles Google Scholar a été utilisé de façon secondaire pour identifier une littérature grise pertinente, notamment les rapports institutionnels régionaux consacrés à l'Afrique subsaharienne.

Les combinaisons de mots-clés utilisées associaient les termes MeSH suivants : « Artificial Intelligence », « Machine Learning », « Deep Learning », « Natural Language Processing », « Large Language Models », « Clinical Decision Support Systems », « Medical Education », « Data Anonymization », « Confidentiality », combinés par les opérateurs booléens AND/OR à des termes contextuels tels que « clinical practice », « scientific research », « health professions education », « Africa », « sub-Saharan Africa » et « low-resource settings ».

La sélection a privilégié les articles scientifiques évalués par les pairs, les revues systématiques, les méta-analyses, les recommandations internationales, ainsi que les documents de référence de l'Organisation mondiale de la santé [1,2], de l'UNESCO [3] et de l'Union européenne relatifs à la régulation de l'IA. La période de publication retenue s'étend prioritairement de 2020 à 2026, tout en conservant certaines références historiques indispensables à la compréhension des fondements conceptuels de l'IA. Conformément aux exigences d'intégrité scientifique, aucune référence bibliographique n'a été inventée; chaque source citée correspond à une publication ou à un document institutionnel identifiable et vérifiable.

Les données ont été analysées de manière narrative et critique, en distinguant systématiquement les données démontrées par des études empiriques des opinions d'experts et des perspectives prospectives, conformément aux exigences d'une mise au point scientifique rigoureuse.

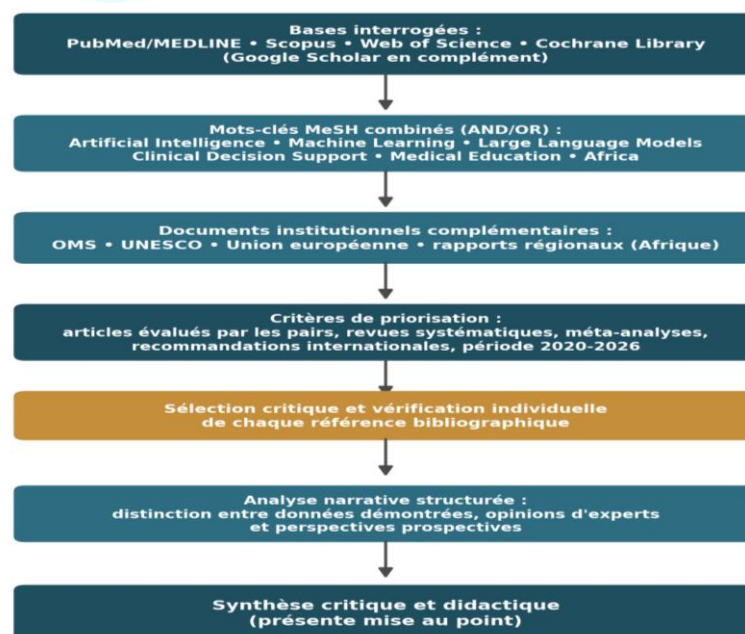


Figure 1. Diagramme de flux de la stratégie documentaire de la mise au point.

3. Comprendre l'intelligence artificielle en santé: notions fondamentales

Avant d'aborder les applications pratiques, il est indispensable de clarifier les notions fondamentales de ce domaine, souvent utilisées de manière interchangeable alors qu'elles recouvrent des réalités techniques distinctes.

3.1 Intelligence artificielle

L'intelligence artificielle désigne, de façon générale, la capacité d'un système informatique à réaliser des tâches qui requièrent habituellement une forme d'intelligence humaine: raisonnement, perception, apprentissage, prise de décision ou compréhension du langage. En santé, l'IA recouvre des applications aussi variées que la reconnaissance d'images radiologiques, la prédiction de risques cliniques ou la génération de texte médical.

3.2 Machine Learning (apprentissage automatique)

L'apprentissage automatique est une branche de l'IA dans laquelle un algorithme apprend à reconnaître des régularités à partir de données, sans être explicitement programmé pour chaque règle. Exemple concret: un algorithme entraîné sur des milliers de dossiers de patients diabétiques peut apprendre à prédire le risque de complication rénale à partir de variables biologiques et cliniques.

3.3 Deep Learning (apprentissage profond)

L'apprentissage profond repose sur des réseaux de neurones artificiels organisés en plusieurs couches, capables de traiter des données complexes comme les images médicales ou les signaux physiologiques. C'est cette approche qui sous-tend, par exemple, la détection automatisée de la rétinopathie diabétique à partir de photographies du fond d'œil.

3.4 Traitement automatique du langage naturel (NLP)

Le NLP regroupe les techniques permettant à un système informatique de comprendre, d'analyser et de générer du langage humain. Il est à la base des assistants conversationnels, des outils de synthèse de comptes rendus médicaux et des systèmes d'extraction d'information à partir de dossiers médicaux non structurés.

3.5 Computer Vision (vision par ordinateur)

La vision par ordinateur permet à un système d'analyser des images ou des vidéos. Elle est largement utilisée en imagerie médicale, en dermatologie pour la classification de lésions

cutanées, ou encore en anatomopathologie numérique pour la reconnaissance de motifs tissulaires.

3.6 IA générative

L'IA générative regroupe les modèles capables de produire du contenu nouveau — texte, image, son — à partir d'un apprentissage sur de vastes corpus de données. Contrairement aux modèles prédictifs classiques, elle ne se contente pas de classer ou de prédire: elle génère une réponse originale en fonction d'une instruction (« prompt »).

3.7 Grands modèles de langage (LLM)

Les grands modèles de langage sont des systèmes d'IA générative entraînés sur d'immenses corpus textuels, capables de répondre à des requêtes en langage naturel sans avoir été spécifiquement programmés pour la tâche demandée [4]. Leur architecture, fondée sur les réseaux de type « transformeur », leur confère une capacité de généralisation remarquable, mais aussi des limites intrinsèques, notamment le risque d'hallucination [4,9].

3.8 Systèmes d'aide à la décision clinique (SADC)

Les SADC sont des outils logiciels conçus pour assister le clinicien dans son raisonnement diagnostique ou thérapeutique, en intégrant des règles cliniques, des algorithmes prédictifs ou, plus récemment, des composantes d'IA générative. Leur rôle reste, par principe, celui d'un assistant: la décision finale demeure de la responsabilité du professionnel de santé [1].

Les trois sections suivantes déclinent cette grille de lecture selon trois chemins d'usage distincts — clinicien, chercheur, enseignant — qui, malgré la diversité de leurs objectifs, convergent tous vers une même exigence: la supervision humaine du produit de l'IA avant toute décision ou diffusion (figure 2).

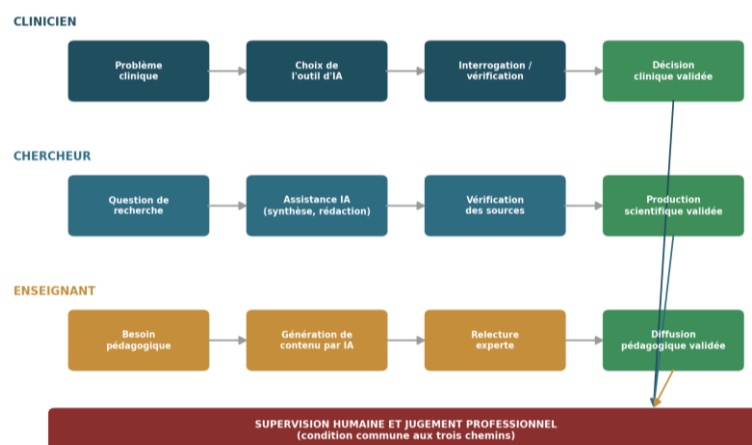


Figure 2. Trois chemins parallèles d'usage de l'intelligence artificielle en santé, convergeant vers une exigence commune de supervision humaine.

4. Intelligence artificielle pour le clinicien

L'intégration de l'IA dans la pratique clinique quotidienne suit un schéma d'analyse commun: identifier le problème clinique, choisir l'outil approprié, définir son mode d'utilisation, en mesurer les bénéfices attendus, reconnaître ses limites et ses risques, et appliquer les précautions nécessaires. Le tableau 1 synthétise les principales applications cliniques de l'IA selon cette grille de lecture.

Domaine clinique	Problème	Outil d'IA	Mode d'utilisation	Bénéfices	Limites / précautions
Aide à la décision	Complexité diagnostique	SADC, LLM cliniques	Interrogation en langage naturel, vérification croisée	Gain de temps, exhaustivité	Hallucinations ; validation clinique obligatoire
Dossiers médicaux	Volume d'information	NLP, résumé automatique	Synthèse de dossiers longs	Réduction de la charge administrative [7]	Erreurs de contexte ; confidentialité des données
Imagerie / radiologie	Charge de lecture	Deep learning, vision par ordinateur	Détection assistée de lésions	Sensibilité accrue pour certaines pathologies	Biais de population ; nécessité de double lecture
Dermatologie	Classification de lésions	Computer vision	Analyse d'images cutanées	Aide au tri des lésions suspectes	Biais liés aux phototypes sous-représentés
Anatomopathologie	Lecture de lames	Deep learning	Détection de motifs tumoraux	Standardisation, réduction de variabilité	Nécessité de validation histologique humaine
Médecine d'urgence	Tri rapide des patients	Algorithmes prédictifs	Scores de gravité automatisés	Priorisation plus rapide	Risque d'automatisation excessive
Éducation thérapeutique	Adhésion au traitement	Chatbots de santé	Rappels, information personnalisée	Meilleur suivi ambulatoire [20]	Qualité variable de l'information générée
Communication patient	Explication médicale	LLM conversationnels	Reformulation en langage accessible	Réponses jugées empathiques dans certaines études [8]	Risque de désinformation si non supervisé

Tableau 1. Applications cliniques de l'intelligence artificielle : problème, outil, mode d'utilisation, bénéfices et limites.

4.1 Un principe transversal

Quelle que soit l'application considérée, un principe transversal doit guider l'utilisation clinique de l'IA: ces outils constituent une aide à la décision, jamais un substitut au jugement clinique. Une étude ayant comparé des réponses générées par un modèle de langage à celles de médecins sur un forum de questions publiques a certes montré une préférence des évaluateurs pour les réponses de l'IA en termes de qualité perçue et d'empathie [8], mais ce résultat ne saurait être extrapolé à une substitution du raisonnement clinique en situation réelle de soin, où l'examen physique, le contexte du patient et la responsabilité médico-légale demeurent irremplaçables.

5. Intelligence artificielle pour le chercheur

Dans le champ de la recherche biomédicale, l'IA générative s'est rapidement diffusée comme outil d'assistance à de multiples étapes du processus scientifique, de la formulation de la question de recherche à la préparation de communications orales. Le tableau 2 présente ces usages ainsi que leurs limites méthodologiques.

Étape de la recherche	Usage possible de l'IA	Bénéfices attendus	Limites et précautions
Formulation de la question de recherche	Reformulation, structuration selon un cadre (PICO, PECO)	Clarification conceptuelle	Ne remplace pas l'expertise du domaine
Recherche bibliographique	Identification de mots-clés, requêtes booléennes	Gain de temps	Ne se substitue pas à une recherche systématique en base de données
Lecture critique et synthèse	Résumé d'articles, extraction de données	Aide à la priorisation de lecture	Risque d'omission ou de simplification excessive ; vérification obligatoire du texte source
Rédaction scientifique	Aide à la structuration, reformulation	Amélioration de la clarté rédactionnelle	Risque de style générique ; l'auteur reste responsable du contenu
Traduction et amélioration linguistique	Traduction, relecture stylistique	Accès facilité aux revues internationales	Vérification terminologique indispensable
Analyse exploratoire des données	Génération de scripts, visualisations	Accélération du traitement statistique	L'algorithme ne remplace pas la validation statistique experte

Préparation de protocoles, résumés, posters	Mise en forme, synthèse	Gain de temps rédactionnel	Contenu scientifique à valider par l'équipe de recherche
Gestion des références bibliographiques	Organisation, mise en forme des citations	Réduction des erreurs de mise en forme	Ne jamais accepter une référence sans vérification de son existence réelle

Tableau 2. Applications de l'intelligence artificielle dans le processus de recherche scientifique.

5.1 IA générative, recherche scientifique et intégrité scientifique

L'usage de l'IA générative en recherche pose une question centrale d'intégrité scientifique : celle de la fabrication de références bibliographiques inexistantes, phénomène désormais bien documenté avec les LLM, qui peuvent générer des citations plausibles mais fictives, y compris avec de faux identifiants numériques (DOI). Ce risque impose une règle absolue: toute référence suggérée par un outil d'IA doit être vérifiée individuellement dans une base de données bibliographique avant d'être citée.

Ce que l'IA peut faire et ce qu'elle ne doit jamais faire à la place du chercheur:

- Elle peut assister la reformulation, la traduction et la mise en forme — elle ne doit jamais générer de données de recherche fictives.
- Elle peut aider à synthétiser une littérature déjà identifiée — elle ne doit jamais remplacer une recherche systématique rigoureuse en base de données.
- Elle peut suggérer des pistes d'analyse statistique — elle ne doit jamais se substituer à la validation experte des résultats.
- Elle peut améliorer la forme d'un manuscrit — elle ne doit jamais être présentée comme auteur ou coauteur d'une publication scientifique.

6. Intelligence artificielle pour l'enseignant et l'étudiant en santé

Dans le champ pédagogique, l'IA générative transforme progressivement la préparation des cours, la création de cas cliniques simulés, la génération de questions à choix multiples et l'accompagnement individualisé des apprenants. Plusieurs travaux ont documenté les opportunités mais aussi les limites de ces usages dans l'enseignement médical [11], notamment concernant la fiabilité du contenu généré et le risque de fraude académique.

Application pédagogique	Bénéfices	Risques et précautions
Préparation de cours et supports	Gain de temps, diversité des formats	Vérification systématique du contenu scientifique
Génération de cas cliniques et de QCM	Personnalisation, entraînement répété	Risque d'erreurs factuelles non détectées par l'étudiant novice
Tutorat intelligent et apprentissage adaptatif	Accompagnement individualisé, rythme personnalisé	Risque de dépendance cognitive et de perte d'autonomie
Traduction et correction linguistique	Accès facilité à la littérature internationale	Perte possible de nuances scientifiques spécifiques
Évaluation des connaissances	Correction automatisée, feedback rapide	Risque d'homogénéisation des productions étudiantes

Tableau 3. Applications pédagogiques de l'intelligence artificielle en sciences de la santé.

6.1 Risques spécifiques au contexte éducatif

L'usage non encadré de l'IA générative dans la formation des professionnels de santé expose à plusieurs risques documentés: une dépendance cognitive croissante des étudiants, une érosion progressive de l'esprit critique et des compétences rédactionnelles, une augmentation du plagiat et de la fraude académique, ainsi qu'une homogénéisation des productions écrites, dont le style tend à converger vers celui du modèle utilisé [11]. Ces constats appellent une intégration pédagogique réfléchie, fondée sur l'apprentissage explicite de l'usage critique de ces outils plutôt que sur leur interdiction ou leur adoption non régulée.

7. Tableau général des catégories d'outils d'intelligence artificielle en santé

Catégorie	Exemples de fonctions	Utilisateur cible	Application principale	Avantages	Limites	Niveau de prudence
Assistants conversationnels génératifs (LLM)	Réponse en langage naturel, rédaction, synthèse	Cliniciens, chercheurs, enseignants, étudiants	Rédaction, synthèse, pédagogie	Polyvalence, accessibilité	Hallucinations, biais, confidentialité	Élevé
Systèmes d'aide à la décision clinique	Alertes, scores de risque, recommandations	Cliniciens	Diagnostic, thérapeutique	Standardisation des pratiques	Dépendance à la qualité des données d'entraînement	Élevé
Outils	Détection,	Radiologues,	Aide au	Sensibilité de	Biais de	Élevé

d'imagerie par deep learning	segmentation d'images	dermatologues, anatomopathologistes	diagnostic par l'image	détection élevée pour certaines tâches	population, boîte noire	
Outils de gestion bibliographique assistée	Organisation, mise en forme des citations	Chercheurs, enseignants	Recherche documentaire	Gain de temps organisationnel	Ne remplace pas la recherche systématique	Modéré
Chatbots de santé publique	Information, orientation, rappels	Patients, agents de santé communautaire	Éducation thérapeutique, prévention	Accessibilité, disponibilité continue	Risque de désinformation si mal validé	Élevé
Outils de transcription et de synthèse de dossiers	Résumé automatique, extraction d'information	Cliniciens, secrétariats médicaux	Réduction de la charge administrative	Gain de temps documenté [7]	Erreurs de contexte clinique possibles	Modéré à élevé

Sans faire la promotion d'un produit commercial particulier, le tableau 4 présente les principales catégories d'outils d'IA actuellement mobilisables par les professionnels de santé, chercheurs et enseignants.

Tableau 4. Catégories générales d'outils d'intelligence artificielle mobilisables en santé (liste non exhaustive, sans référence à une marque commerciale).

8. Comment utiliser correctement une IA générative? Du mauvais prompt au prompt professionnel

La qualité d'une réponse générée par un modèle de langage dépend directement de la qualité de l'instruction («prompt») formulée par l'utilisateur. Cette section propose une progression pédagogique en quatre niveaux, illustrée par des exemples appliqués à la médecine, à la recherche et à l'enseignement.

Niveau 1 — Question vague

Exemple : «Parle-moi du diabète.» Ce type de requête produit une réponse générique, non contextualisée, peu exploitable dans une pratique professionnelle.

Niveau 2 — Question structurée

Exemple : «Quelles sont les complications du diabète de type 2 chez l'adulte de plus de 60 ans ?» La réponse gagne en pertinence, mais reste dépourvue de contexte d'utilisation précis.

Niveau 3 — Prompt professionnel

Exemple: «En tant que médecin généraliste, résume en dix lignes les principales complications microvasculaires du diabète de type 2 chez le sujet âgé, à destination d'une consultation d'éducation thérapeutique.» Cette formulation intègre un rôle, un public cible et un objectif.

Niveau 4 — Prompt expert

Le prompt expert intègre systématiquement: un rôle assigné au modèle, un contexte précis, un objectif clair, un public cible, des contraintes de format, une méthode de raisonnement souhaitée, une exigence de sourçage explicite et des critères de qualité attendus.

Exemple appliqué à la médecine: «Agis comme un médecin urgentiste expérimenté. Contexte: un patient de 45 ans se présente aux urgences pour une douleur thoracique atypique. Objectif : proposer un arbre décisionnel de prise en charge initiale fondé sur les recommandations internationales en vigueur, destiné à un interne de médecine d'urgence. Contraintes : réponse structurée en étapes numérotées, format synthétique de moins de 300 mots, en indiquant explicitement les zones d'incertitude nécessitant une validation par un sénior.»

Exemple appliqué à la recherche: «Agis comme un méthodologiste en épidémiologie. Contexte: je prépare une revue systématique sur l'usage des LLM en dépistage du cancer du col de l'utérus. Objectif: proposer une équation de recherche structurée selon le format PICO, adaptée à PubMed et à Scopus. Format de sortie: tableau avec concepts, synonymes et opérateurs booléens. Critère de qualité : équation reproductible et exhaustive.»

Exemple appliqué à l'enseignement: «Agis comme un enseignant en sémologie médicale. Public cible: étudiants de troisième année de médecine. Objectif: générer trois cas cliniques progressifs sur l'insuffisance cardiaque, avec questions à choix multiples et corrigés justifiés. Contrainte: signaler explicitement que les cas doivent être relus et validés par l'enseignant avant diffusion.»

9. Les limites de l'intelligence artificielle en santé

Une analyse critique et équilibrée impose de documenter précisément les limites actuelles de l'IA en santé, au-delà de l'enthousiasme technologique.

- Hallucinations: génération d'informations plausibles mais factuellement erronées, y compris de fausses références bibliographiques [4,9].
- Biais algorithmiques et biais des données: les modèles reproduisent les biais présents dans leurs données d'entraînement, notamment une sous-représentation des populations non occidentales [2].
- Manque de contextualisation clinique: les modèles actuels échouent souvent à interpréter correctement des résultats de laboratoire ou à suivre des recommandations thérapeutiques complexes dans des scénarios cliniques réalistes.
- Problèmes de reproductibilité: une même requête peut produire des réponses différentes selon le moment ou la formulation utilisée.
- Dépendance technologique et fracture numérique: l'accès inégal aux infrastructures numériques limite l'adoption équitable de ces outils, en particulier dans les pays à ressources limitées [14,15].
- Cybersécurité et confidentialité des données: le transfert de données médicales vers des systèmes tiers pose des questions de gouvernance et de protection des données sensibles [2].

Encadré 1 — Principe directeur

«L'intelligence artificielle assiste le professionnel; elle ne remplace pas son jugement clinique, scientifique ou pédagogique.»

10. Éthique, confidentialité et responsabilité

La guidance de l'OMS publiée en 2021 sur l'éthique et la gouvernance de l'IA en santé constitue le cadre de référence international en la matière. Elle énonce six principes consensuels: protéger l'autonomie humaine, promouvoir le bien-être humain et la sécurité, garantir la transparence et l'explicabilité, favoriser la responsabilité, assurer l'inclusivité et l'équité, et promouvoir une IA réactive et durable [1]. Ce document identifie également dix défis éthiques majeurs, parmi lesquels la pertinence même du recours à l'IA dans certains contextes cliniques, la réduction de la fracture numérique, la gouvernance éthique des données de santé et la gestion des risques de cybersécurité [1,16].

En 2024, l'OMS a complété cette guidance par des recommandations spécifiques aux grands modèles multimodaux, soulignant que ces outils, adoptés plus rapidement

qu'aucune autre application grand public de l'histoire, exposent à des risques accrus de désinformation, d'amplification des biais et d'hallucinations cliniquement significatives [2].

Au niveau international, la Recommandation de l'UNESCO sur l'éthique de l'intelligence artificielle, adoptée par 193 États membres en novembre 2021, constitue le premier instrument normatif mondial sur le sujet. Elle affirme le respect des droits humains et de la dignité humaine comme socle de toute utilisation de l'IA, et décline onze domaines d'action politique, dont un chapitre spécifiquement consacré à la santé et au bien-être social [3].

Sur le plan réglementaire, l'Union européenne a adopté en 2024 le règlement sur l'intelligence artificielle (AI Act), qui classe les systèmes d'IA utilisés en santé parmi les applications à haut risque, soumises à des exigences renforcées de gestion des risques, de qualité des données et de supervision humaine [19]. Ce cadre, bien que régional, influence les débats normatifs internationaux, y compris pour les pays qui ne sont pas soumis directement à cette réglementation.

Sur le plan de la responsabilité professionnelle, la question de l'imputabilité en cas d'erreur générée ou favorisée par un outil d'IA demeure en construction juridique dans la plupart des systèmes de santé. Les experts s'accordent néanmoins sur un principe partagé: la responsabilité clinique finale incombe au professionnel de santé, qui doit exercer un jugement critique systématique sur toute suggestion issue d'un outil d'IA, qu'il s'agisse d'un système d'aide à la décision ou d'un assistant conversationnel [9,10].

Encadré 2 — Dix règles d'or pour utiliser l'intelligence artificielle en santé

1. Ne jamais accepter une réponse d'IA sans vérification indépendante des faits cliniques ou scientifiques.
2. Ne jamais transmettre de données identifiantes de patients à un outil d'IA non sécurisé ou non validé par l'institution.
3. Toujours vérifier l'existence réelle de toute référence bibliographique suggérée par un outil d'IA.
4. Considérer l'IA comme un assistant, jamais comme un décideur clinique autonome.
5. Rédiger des instructions (prompts) précises, contextualisées et structurées.
6. Documenter l'usage de l'IA dans les publications scientifiques, conformément aux exigences des revues.
7. Former les étudiants à l'usage critique de l'IA plutôt qu'à son interdiction ou à son

adoption non régulée.

8. Vérifier la conformité de l'outil utilisé avec la réglementation locale de protection des données de santé.
9. Rester vigilant face aux biais algorithmiques, en particulier pour les populations sous-représentées dans les données d'entraînement.
10. Maintenir en toutes circonstances le jugement professionnel, l'examen clinique et la relation humaine avec le patient.

11. Intelligence artificielle et Afrique subsaharienne

Les systèmes de santé d'Afrique subsaharienne se caractérisent par une pénurie marquée de ressources humaines qualifiées, une couverture sanitaire universelle encore incomplète et une charge élevée de maladies infectieuses et tropicales. Dans ce contexte, l'IA est parfois présentée comme une opportunité de compenser le déficit de personnel soignant et d'améliorer la surveillance épidémiologique, la télémédecine et le diagnostic à distance [14, 17, 18].

Plusieurs expériences documentées illustrent ce potentiel: des modèles d'apprentissage automatique appliqués à la prédiction des flambées de paludisme à partir de données climatiques et entomologiques [14], des plateformes de surveillance communautaire des maladies infectieuses combinant téléphonie mobile et algorithmes prédictifs [17], ou encore des outils d'aide au diagnostic tuberculeux couplés à des systèmes de séquençage rapide validés par l'OMS [72].

Ces opportunités demeurent toutefois limitées par des contraintes structurelles majeures : un déficit persistant d'infrastructures numériques et énergétiques, une connectivité internet inégale — avec un accès régulier estimé à moins de 30 % de la population en Afrique subsaharienne selon certaines analyses récentes [15] —, une disponibilité et une qualité des données de santé souvent insuffisantes, ainsi qu'un multilinguisme qui complique l'adaptation des modèles de langage entraînés principalement sur des corpus en anglais ou en français standard [17].

Une revue portant sur l'intégration de l'IA dans le secteur de la santé africain souligne en particulier que la fragilité de la connectivité rurale limite fortement le déploiement d'outils de télémédecine reposant sur l'IA, creusant potentiellement l'écart entre zones urbaines et

rurales [14]. Une analyse plus récente met en garde contre le risque d'un «futur inéquitable» pour la santé en Afrique subsaharienne si l'adoption de l'IA se poursuit sans investissement massif dans les infrastructures et la gouvernance des données, rappelant que le continent, qui porte environ un quart de la charge mondiale de morbidité, ne dispose que d'une fraction marginale des professionnels de santé mondiaux [15].

Ces constats invitent à récuser toute vision technosolutionniste qui présenterait l'IA comme une solution autonome aux défaillances structurelles des systèmes de santé africains. L'intégration de l'IA doit au contraire être pensée en articulation avec les réalités sociales, économiques, culturelles et sanitaires locales, en s'appuyant sur les compétences et les données produites localement plutôt que sur une importation non adaptée de solutions conçues ailleurs [17, 18].

11.1 Perspectives spécifiques pour le Sahel

Pour les pays du Sahel, dont le Niger, les opportunités de l'IA en santé se concentrent sur des domaines à fort potentiel d'impact malgré des ressources limitées: la surveillance épidémiologique des maladies à potentiel épidémique, l'aide au triage dans des structures de santé sous-dotées en personnel qualifié, la formation continue à distance des agents de santé communautaire, et la traduction automatique vers les langues locales pour améliorer la diffusion de l'information sanitaire. Ces applications ne pourront toutefois produire des bénéfices durables qu'accompagnées d'investissements dans la connectivité rurale, la formation numérique des professionnels de santé et l'élaboration de cadres nationaux de gouvernance des données de santé, actuellement peu développés dans la sous-région.

12. Proposition d'un modèle pratique: le cadre SAFE-AI

Afin de synthétiser les conditions d'une utilisation responsable de l'intelligence artificielle en santé, nous proposons un cadre conceptuel original, dénommé «cadre SAFE-AI» (Sécurité, Accuracy/exactitude, Fiabilité, Éthique — Artificial Intelligence), destiné à guider cliniciens, chercheurs, enseignants et institutions dans l'adoption de ces outils.

Dimension	Signification	Question opérationnelle
S — Sécurité	Protection des données et cybersécurité	L'outil garantit-il la confidentialité et la sécurité des données de santé traitées ?
A — Accuracy (exactitude)	Validation scientifique des réponses générées	La réponse a-t-elle été vérifiée par une source indépendante fiable ?

F — Fiabilité	Reproductibilité et robustesse	L'outil produit-il des résultats stables et contextuellement adaptés ?
E — Éthique	Respect des principes d'autonomie, d'équité et de transparence	L'utilisation respecte-t-elle le consentement, l'équité et la supervision humaine ?
AI — Adaptation locale (contextualisation)	Adéquation avec les infrastructures, langues et réalités épidémiologiques locales	L'outil est-il validé et adapté au contexte d'implémentation (ex. Sahel) ?

Tableau 5. Le cadre SAFE-AI: quatre dimensions et un pilier de contextualisation, articulés autour d'un axe transversal de supervision humaine.

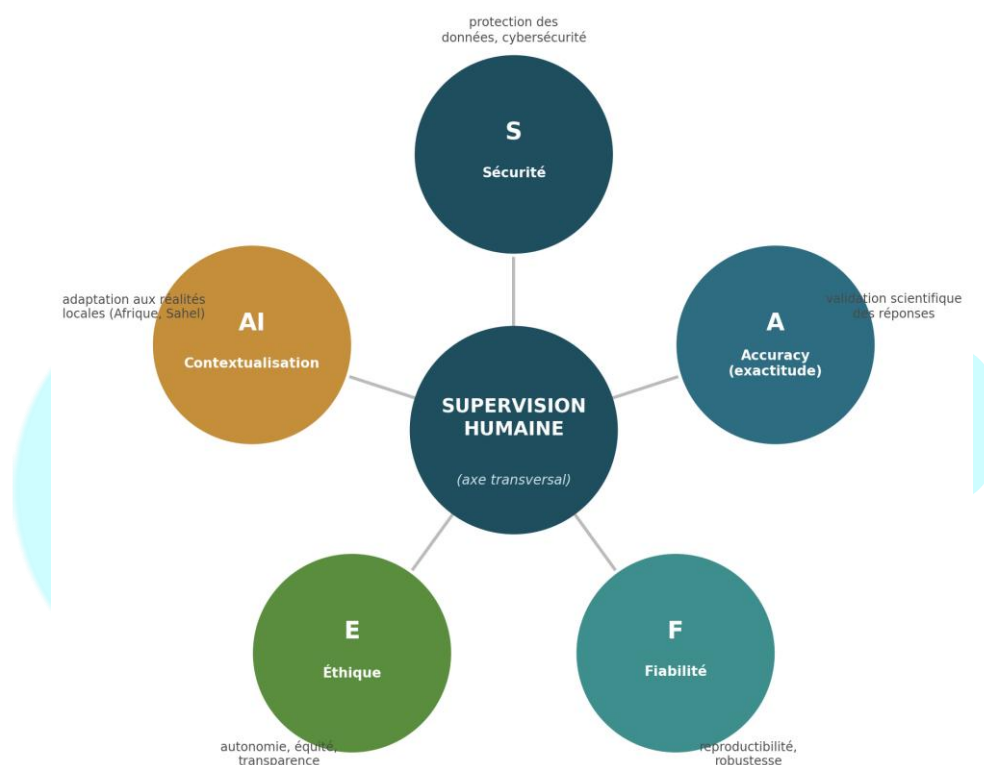


Figure 3. Cadre conceptuel SAFE-AI pour une utilisation responsable de l'intelligence artificielle en santé.

Dans ce cadre, la supervision humaine occupe une position centrale et transversale (figure 3): elle n'est pas une dimension parmi d'autres mais la condition qui traverse et valide chacune des quatre autres. Ce cadre peut être mobilisé de façon pratique avant toute adoption d'un outil d'IA dans un service clinique, une équipe de recherche ou une institution d'enseignement, sous la forme d'une grille d'évaluation préalable structurée autour de ces cinq questions opérationnelles. Le pilier de contextualisation rappelle qu'aucune de ces exigences ne peut être satisfaite de manière abstraite: sécurité, exactitude, fiabilité et éthique doivent être évaluées à l'aune des infrastructures, des langues et des réalités épidémiologiques du contexte d'implémentation, notamment sahélien.

13. Discussion

Les données rassemblées dans cette mise au point permettent d'apporter des éléments de réponse nuancés aux questions structurantes du débat contemporain sur l'IA en santé.

13.1 L'IA améliore-t-elle réellement la qualité des soins?

Les données disponibles suggèrent des bénéfices réels mais circonscrits : amélioration de la qualité perçue de certaines réponses aux questions de patients [8], gains d'exactitude dans la synthèse de dossiers cliniques complexes lorsque les modèles sont spécifiquement adaptés à la tâche [7], mais performances nettement moins convaincantes lorsque les modèles généralistes sont utilisés pour un raisonnement diagnostique autonome en situation clinique réaliste, où des travaux récents rapportent des taux d'erreur significatifs par rapport aux médecins. Il n'existe donc pas, à ce stade, de démonstration robuste d'une amélioration générale et systématique de la qualité des soins imputable à l'IA générative, mais des bénéfices ciblés pour des tâches bien définies et correctement supervisées.

13.2 Peut-elle réduire la charge de travail des professionnels?

Les applications de synthèse documentaire, de rédaction de comptes rendus et de transcription automatisée montrent un potentiel réel de réduction de la charge administrative [7], sous réserve d'une supervision humaine systématique des productions générées.

13.3 Peut-elle améliorer la recherche scientifique et transformer l'enseignement médical?

En recherche, l'IA générative accélère certaines tâches rédactionnelles et organisationnelles, mais expose à des risques d'intégrité scientifique bien documentés, notamment la fabrication de références inexistantes, qui imposent une vigilance systématique. En pédagogie, les outils d'IA offrent des possibilités réelles de personnalisation de l'apprentissage, mais leur usage non encadré expose à une érosion de l'esprit critique et à une augmentation du risque de fraude académique [11].

13.4 Quels sont les risques d'une utilisation non contrôlée?

Les risques identifiés — hallucinations, biais, atteintes à la confidentialité, dépendance cognitive, fracture numérique — convergent vers un même constat: l'IA ne doit jamais être

déployée sans cadre de gouvernance, sans formation des utilisateurs et sans mécanisme de vérification indépendant [1, 2, 10].

13.5 Quelles compétences les professionnels doivent-ils développer?

La littérature converge vers l'identification de compétences nouvelles indispensables: littératie numérique et en intelligence artificielle, capacité de formulation d'instructions pertinentes («prompt literacy»), esprit critique renforcé face aux productions génératives, et compréhension des enjeux éthiques et réglementaires associés à ces outils.

13.6 Comment éviter que les pays africains ne deviennent uniquement consommateurs de technologies développées ailleurs?

Cette question, centrale pour l'équité mondiale en santé numérique, appelle un investissement dans la recherche locale, la constitution de bases de données africaines représentatives, la formation de spécialistes locaux en science des données de santé, et une participation active des institutions africaines aux instances internationales de gouvernance de l'IA, actuellement sous-représentées dans ces espaces de décision [74].

14. Recommandations pratiques

Aux cliniciens

- Utiliser l'IA comme outil d'aide, jamais comme substitut au jugement clinique.
- Vérifier systématiquement toute information générée avant application clinique.
- Ne jamais saisir de données identifiantes de patients dans un outil non sécurisé.

Aux chercheurs

- Vérifier individuellement chaque référence bibliographique suggérée par un outil d'IA.
- Déclarer explicitement l'usage d'outils d'IA générative dans la section méthodologique des publications.
- Ne jamais attribuer la qualité d'auteur à un outil d'IA.

Aux enseignants

- Intégrer une formation explicite à l'usage critique de l'IA dans les cursus de santé.
- Valider systématiquement le contenu scientifique des cas cliniques ou QCM générés par IA avant diffusion.

Aux étudiants

- Utiliser l'IA comme outil d'apprentissage complémentaire, non comme substitut à l'effort cognitif personnel.
- Développer une posture critique systématique face aux réponses générées.

Aux établissements de santé

- Élaborer des politiques institutionnelles claires d'usage de l'IA, incluant la protection des données.
- Former le personnel à la reconnaissance des limites et des risques des outils déployés.

Aux universités

- Adapter les référentiels de compétences pour intégrer la littératie en IA.
- Développer une gouvernance académique claire de l'usage de l'IA dans l'évaluation des étudiants.

Aux autorités sanitaires

- Élaborer des cadres réglementaires nationaux de gouvernance des données de santé et de validation des outils d'IA.
- Investir dans les infrastructures numériques nécessaires à un déploiement équitable de l'IA.

Aux décideurs africains

- Soutenir la constitution de bases de données de santé africaines représentatives et sécurisées.
- Favoriser la formation locale de spécialistes en science des données de santé et en éthique de l'IA.
- Participer activement aux instances internationales de gouvernance de l'IA en santé.

15. Perspectives 2026-2030

Les évolutions attendues au cours des prochaines années dessinent plusieurs trajectoires technologiques, dont il convient de distinguer les innovations déjà validées des approches encore expérimentales.

- IA multimodale: intégration simultanée de texte, d'image et de signaux physiologiques; en développement actif, avec des premières validations cliniques ciblées [2].
- Agents intelligents autonomes: systèmes capables d'exécuter des tâches complexes en plusieurs étapes; stade encore largement expérimental en contexte clinique, nécessitant une vigilance particulière quant à la supervision humaine.
- Médecine personnalisée augmentée par l'IA: intégration de données génomiques et cliniques pour l'individualisation thérapeutique; en développement, avec des applications déjà opérationnelles en oncologie.
- Télémédecine intelligente: couplage de la téléconsultation avec des outils d'aide au diagnostic; pertinence particulière pour les zones à faible densité médicale, sous réserve de connectivité suffisante.
- Recherche augmentée par l'IA: accélération de la synthèse documentaire et de l'analyse de données massives; nécessite un encadrement renforcé de l'intégrité scientifique.
- Systèmes de santé prédictifs: anticipation des flambées épidémiques et des besoins en ressources; potentiel significatif pour la santé publique en Afrique subsaharienne, sous condition d'amélioration de la qualité des données locales.

16. Conclusion

L'intelligence artificielle, et plus particulièrement l'IA générative et les grands modèles de langage, transforme déjà concrètement la pratique clinique, la recherche biomédicale et l'enseignement en sciences de la santé. Les données rassemblées dans cette mise au point montrent des bénéfices réels mais circonscrits, contrebalancés par des risques documentés d'hallucination, de biais, d'atteinte à la confidentialité et de dépendance cognitive. Ces risques sont amplifiés dans les contextes à ressources limitées, notamment en Afrique subsaharienne, où les opportunités de l'IA pour la surveillance épidémiologique, la télémédecine et la formation continue coexistent avec des contraintes structurelles majeures d'infrastructure et de gouvernance des données.

L'enjeu contemporain n'est donc plus de savoir si l'intelligence artificielle sera utilisée en santé — cette évolution est déjà engagée — mais de déterminer comment l'utiliser de manière sûre, éthique, scientifiquement validée et adaptée aux besoins réels des professionnels de santé et des populations qu'ils servent. Le cadre SAFE-AI proposé dans cette mise au point offre une grille pratique pour guider cette intégration responsable, à condition d'être porté par une volonté institutionnelle forte, une formation continue des professionnels et une participation active des pays du Sud à la gouvernance mondiale de ces technologies.

Contribution des auteurs

Les contributions de chaque auteur sont décrites selon la taxonomie CRediT (Contributor Roles Taxonomy).

Abdel Nacer Amoukou Issaka (A.N.A.I.): Conceptualisation, Méthodologie, Investigation, Curation des données, Visualisation, Administration du projet, Rédaction – version initiale, Rédaction – révision et édition.

Amadou Bouba Traore Hassane (A.B.T.H.): Méthodologie, Investigation, Validation, Rédaction – révision et édition.

Ibrahim Alkassoum (I.A.): Investigation, Validation, Rédaction – révision et édition.

Zeinabou Tondi Moussa (Z.T.M.): Investigation, Validation, Rédaction – révision et édition.

Abdou Atté Bachir (A.A.B.): Investigation, Ressources, Rédaction – révision et édition.

Djibrilla Baoua Bonkano (D.B.B.): Validation, Rédaction – révision et édition.

Djongolé Hassane Moussa (D.H.M.): Validation, Rédaction – révision et édition.

Roukaya Karimou Issaka (R.K.I.): Conceptualisation, Supervision, Validation, Rédaction – révision et édition.

Tous les auteurs ont lu et approuvé la version finale du manuscrit et acceptent d'être responsables de l'ensemble du travail.

Références

1. World Health Organization. Ethics and governance of artificial intelligence for health: WHO guidance. Geneva: World Health Organization; 2021.
2. World Health Organization. Ethics and governance of artificial intelligence for health: guidance on large multi-modal models. Geneva: World Health Organization; 2024.
3. UNESCO. Recommandation sur l'éthique de l'intelligence artificielle. Paris: UNESCO; 2021.
4. Thirunavukarasu AJ, Ting DSJ, Elangovan K, Gutierrez L, Tan TF, Ting DSW. Large language models in medicine. *Nat Med*. 2023;29:1930-1940.
5. Kung TH, Cheatham M, Medenilla A, et al. Performance of ChatGPT on USMLE: potential for AI-assisted medical education using large language models. *PLOS Digit Health*. 2023; 2:e0000198.
6. Singhal K, Azizi S, Tu T, et al. Large language models encode clinical knowledge. *Nature*. 2023; 620:172-180.
7. Van Veen D, Van Uden C, Blankemeier L, et al. Adapted large language models can outperform medical experts in clinical text summarization. *Nat Med*. 2024;30:1134-1142.
8. Ayers JW, Poliak A, Dredze M, et al. Comparing physician and artificial intelligence chatbot responses to patient questions posted to a public social media forum. *JAMA Intern Med*. 2023; 183:589-596.
9. Omiye JA, Gui H, Rezaei SJ, Zou J, Daneshjou R. Large language models in medicine: the potentials and pitfalls: a narrative review. *Ann Intern Med*. 2024; 177:210-220.
10. Ong JCL, Chang SY, William W, et al. Ethical and regulatory challenges of large language models in medicine. *Lancet Digit Health*. 2024; 6:e428-e432.
11. Clusmann J, Kolbinger FR, Muti HS, et al. The future landscape of large language models in medicine. *Commun Med*. 2023; 3:141.

12. Topol EJ. High-performance medicine: the convergence of human and artificial intelligence. *Nat Med.* 2019; 25:44-56.
13. Rajpurkar P, Chen E, Banerjee O, Topol EJ. AI in health and medicine. *Nat Med.* 2022; 28:31-38.
14. Oladipo EK, Adeyemo SF, Oluwasanya GJ, et al. Impact and challenges of artificial intelligence integration in the African health sector: a review. *Trends Med Res.* 2024;19:220-235.
15. Victor A. Artificial intelligence in global health: an unfair future for health in Sub-Saharan Africa? *Health Aff Sch.* 2025; 3:qxaf023.
16. World Health Organization. WHO Consultation towards the development of guidance on ethics and governance of artificial intelligence for health. Geneva: World Health Organization; 2021.
17. Tshimula JM, Kanda Nkashama D, et al. Artificial intelligence for public health surveillance in Africa: applications and opportunities. *ArXiv:* 2408.02575; 2024.
18. Mboa Nkoudou TH, et al. State of AI in healthcare in sub-Saharan Africa. International Centre of Expertise in Montreal on Artificial Intelligence / International Development Research Centre; 2024.
19. European Union. Regulation (EU) 2024/1689 laying down harmonised rules on artificial intelligence (Artificial Intelligence Act). *Official Journal of the European Union*; 2024.
20. van Kolfshoeten H, Gonçalves J, Orchard N, Figueroa C. AI chatbots for promoting healthy habits: legal, ethical, and societal considerations. *Digit Health.* 2025.
21. Bedi S, Liu Y, Orr-Ewing L, et al. Testing and evaluation of health care applications of large language models: a systematic review. *JAMA.* 2025; 333:319-328.
22. Truhn D, Kather JN. Large language models in healthcare. *Nat Rev Nephrol.* 2026; 22:381-382.

23. Safety and security of large language models in healthcare. *Nature*. 2026 [publication en ligne avant impression].
24. Frontier large language models for medical research: a tutorial on guidance for their use. *Nat Protoc*. 2026 [publication en ligne avant impression].
25. Global Initiative on AI for Health (GI-AI4H): strategic priorities advancing governance across the United Nations. *NPJ Digit Med*. 2025; 8.
26. Chevallier A, et al. From Agents to Governance: essential AI skills for clinicians in the large language model era. *J Med Internet Res*. 2026; 28:e86550.
27. Mass General Brigham (MESH Incubator). AI remains lacking in clinical reasoning abilities, according to study of 21 large language models. *JAMA Netw Open* [rapporté par MedicalXpress]. 2026.
28. Ong JCL, Chen MH, Ng N, et al. A scoping review on generative AI and large language models in mitigating medication related harm. *NPJ Digit Med*. 2025; 8.
29. Large language models for clinical artificial intelligence in healthcare: a systematic review. *Discov Artif Intell*. 2026;6.
30. Tilton AK, Caplan BE, Cole BJ. Generative AI in consumer health: leveraging large language models for health literacy and clinical safety with a digital health framework. *Front Digit Health*. 2025;7:1616488.
31. Ephraim RKD, Kotam GP, Duah E, Ghartey FN, Mathebula EM, Mashamba-Thompson TP. Application of medical artificial intelligence technology in sub-Saharan Africa: prospects for medical laboratories. *Smart Health*. 2024; 33:100505.
32. Obeagu EI, Ogenyi FC. Artificial intelligence in African malaria control programs: opportunities and risks. *Ann Med Surg*. 2025.
33. Between the hype and harm: does artificial intelligence in health offer solace or further exclusion for marginalised populations in Sub-Saharan Africa? A scoping review. *Glob Health Action*. 2026.