



Tacite Kpanya Mazoba^{1,2}, Antoine Aundu

Molua^{1,2}

Correspondence

Tacite Kpanya Mazoba ORCID:

<https://orcid.org/0000-0002-9791-6538>

Courriel: tacitemazoba@unikin.ac.cd

Telephone: +243 82 133 7095

Summary

Context and objective. Artificial Intelligence (AI) applied to computed tomography (CT) image analysis is progressively emerging as a promising tool to enhance the detection of neuroradiological emergencies. The present study aimed to assess the diagnostic performance of AI in detecting intracranial hemorrhages (ICH) on CT scans. **Methods.** This systematic review followed PRISMA guidelines. Included studies reported at least one diagnostic performance indicator (sensitivity, specificity, PPV, NPV). Literature searches were conducted in PubMed, EMBASE, Scopus, and Web of Science, complemented by manual screening (articles published between 2015–2025). Two independent reviewers selected studies, extracted data, and assessed risk of bias using the QUADAS-2 tool. Metrics were analyzed using R Studio and MetaBaye DTA. The protocol was registered in PROSPERO to ensure methodological transparency. **Results.** Seventeen mainly retrospective studies were included, mostly involving at least two reference radiologists. The pooled sensitivity was 0.945 (95% CI: 0.889–0.974) and specificity 0.937 (95% CI: 0.871–0.971). The positive (PLR = 16.6) and negative (NLR = 0.07) likelihood ratios demonstrated the strong ability of AI to confirm or exclude ICH. The diagnostic odds ratio (DOR) reached 280, with substantial heterogeneity across all measures ($I^2 > 95\%$). **Conclusion.** Convolutional neural network-based models show high diagnostic accuracy for ICH detection, supporting their potential to enhance neuroradiological diagnosis. However, their implementation in Sub-Saharan Africa, particularly in the Democratic Republic of Congo (DRC), requires a systemic approach integrating infrastructure development, ethical governance, algorithmic epublic of contextualization, and inter-institutional

Résumé

Contexte & objectif. L'Intelligence Artificielle (IA) appliquée à l'analyse d'images tomodensitométriques s'impose progressivement comme un levier prometteur pour améliorer la détection des urgences neuroradiologiques. L'objectif de la présente étude était de décrire les performances diagnostiques de l'IA pour la détection des hémorragies intracrâniennes (HIC) en tomodensitométrie. **Méthodes.** Il s'agissait d'une revue systématique conforme aux recommandations PRISMA. Les études incluses rapportaient au moins un indicateur de performance (sensibilité, spécificité, VPP, VPN). La recherche a été menée dans PubMed, EMBASE, Scopus et Web of Science, complétée par un dépistage manuel (articles publiés entre 2015–2025). Deux relecteurs indépendants ont sélectionné les études, extrait les données et évalué le biais via QUADAS-2. Les différentes métriques ont été analysées sous R Studio et MetaBayeDTA. Le protocole a été enregistré sur PROSPERO. **Résultats.** Au total 17 études majoritairement rétrospectives ont été retenues pour notre revue, avec au moins 2 radiologues référents dans la plupart des cas. La sensibilité moyenne était de 0,945 (IC 95 % : 0,889 – 0,974) et la spécificité à 0,937 (IC 95 % : 0,871 – 0,971). Les rapports de vraisemblance positif (PLR = 16,6) et négatif (NLR = 0,07) indiquent respectivement une forte capacité de l'IA à confirmer ou à exclure un diagnostic d'HIC. L'odds ratio diagnostique (DOR) s'élevait à 280 avec une hétérogénéité substantielle dans toutes les mesures ($I^2 > 95\%$). **Conclusion.** Les performances diagnostiques globales des modèles basés sur les réseaux neuronaux convolutifs sont élevées, suggérant leur forte capacité à identifier et exclure une HIC. L'IA offre une solution innovante pour combler les inégalités d'accès au diagnostic neuroradiologique. Mais son intégration en Afrique subsaharienne, et



partnerships.

Keywords: artificial intelligence, computed tomography, intracranial hemorrhage, Democratic Republic of the Congo

Received: May 30th, 2025

Accepted: October 13th, 2025

<https://dx.doi.org/10.4314/aamed.v19i1.17>

1. Interdisciplinary Center for Research in Medical Imaging (CIRIMED), Kinshasa, DR Congo
2. Department of Radiology and Medical Imaging, University of Kinshasa, Kinshasa, DR Congo.

particulièrement en République Démocratique du Congo (RDC), nécessite une stratégie systémique combinant infrastructure, gouvernance éthique, contextualisation algorithmique et partenariat interinstitutionnel.

Mots-clés : intelligence artificielle, tomodensitométrie, hémorragie intracrânienne, République Démocratique du Congo

Reçu le 30 mai 2025

Accepté le 13 octobre 2025

<https://dx.doi.org/10.4314/aamed.v19i1.17>

Introduction

Les hémorragies intracrâniennes (HIC) désignent l'accumulation de sang à l'intérieur de la boîte crânienne suite à la rupture de vaisseaux sanguins de manière spontanée ou à la suite d'un traumatisme crânien (1). Ces saignements peuvent comprimer les structures cérébrales et entraîner des lésions neurologiques potentiellement graves, voire mortelles (2). Qu'elles soient traumatiques ou non traumatiques, les HIC constituent une urgence médicale majeure nécessitant un diagnostic rapide et précis afin d'assurer une prise en charge thérapeutique efficace (1-2). À l'échelle mondiale, environ deux millions d'accidents vasculaires cérébraux (AVC) sont enregistrés chaque année, avec une incidence estimée à 25 pour 100 000 personnes-années (2). Les hospitalisations dues aux HIC ont augmenté au cours de la dernière décennie, notamment en raison du vieillissement de la population et d'une prise en charge insuffisante de l'hypertension artérielle (3). Les HIC d'origine traumatique, quant à elles, sont en constante augmentation, notamment en lien avec la multiplication des moyens de transport individuels (bicycles et tricycles), dont les accidents sont aujourd'hui l'une des causes principales des traumatismes crâno-encéphaliques (TCE) (4-7). D'après une modélisation réalisée par Wong *et al.* (7), l'incidence des TCE en Afrique pourrait atteindre $5,98 \pm 0,03$ millions d'ici 2050, avec une concentration majeure en Afrique de l'Est. La

tomodensitométrie (TDM) reste à ce jour l'examen de référence pour le diagnostic des HIC, en raison de sa rapidité, de sa sensibilité aux saignements intracrâniens et de son accessibilité dans certaines structures des soins (6). Toutefois, en République Démocratique du Congo (RDC), cette accessibilité demeure inégalement répartie, et plusieurs défis persistent. Parmi eux, on dénombre notamment le retard dans l'interprétation des images (8-9) ; la pénurie de radiologues qualifiés ; surtout en dehors des centres urbains majeurs ; l'absence d'intégration des innovations technologiques dans les stratégies de santé publique (10). Ce contexte compromet la rapidité, voire la précision dans la prise en charge des urgences neuroradiologiques telles que les HIC consécutives aux AVC et aux TCE, aggravant ainsi le pronostic des patients. En revanche, les radiologues et les cliniciens se retrouvent submergés par l'abondance croissante des images à traiter et à interpréter, ce qui augmente la charge mentale et les risques d'erreurs diagnostiques. Dans ce cadre, l'intégration raisonnée de l'IA pourrait permettre de soutenir les radiologues, en facilitant le tri des examens urgents et en réduisant la charge d'interprétation. L'intégration de l'IA permettra aussi d'améliorer la rapidité et l'objectivité du diagnostic en situation critique et de renforcer l'équité d'accès à des soins de



qualité, même dans les zones faiblement dotées en personnel qualifié.

En effet, l'IA est définie comme un ensemble de systèmes informatiques capables de simuler certaines fonctions cognitives humaines telles que l'apprentissage, la décision et la résolution de problèmes (11-12). Elle représente une opportunité stratégique pour renforcer les capacités du système de santé. La TDM, technique à haute composante numérique (13), se prête particulièrement à l'intégration d'algorithmes d'IA. L'IA appliquée à l'analyse d'images TDM s'impose progressivement comme un levier prometteur pour améliorer la détection des urgences en neuroradiologie, y compris les HIC (14). À travers les réseaux neuronaux convolutifs (RNC) et autres approches d'apprentissage profond (deep learning), plusieurs modèles ont montré des performances encourageantes en matière de détection automatique avec une sensibilité élevée (15-17). Néanmoins, ces modèles doivent encore surmonter des limites majeures : manque de validation externe à grande échelle, biais de sélection, faible transférabilité à des contextes sanitaires différents, notamment dans les pays à ressources limitées (18-19). Ainsi, l'intervention humaine reste essentielle, le rôle du radiologue demeurant central dans la contextualisation clinique, l'interprétation finale et la prise de décision thérapeutique (15-19). En Afrique subsaharienne, la RDC y compris, très peu de travaux ont exploré l'implémentation concrète de l'IA en imagerie médicale, et presque aucun ne s'est intéressé à son application aux HIC. La littérature locale reste essentiellement descriptive, sans exploitation approfondie des apports technologiques (20-25). Ainsi, la présente étude s'est fixée comme objectif de présenter de manière descriptive les performances des outils d'IA appliquée à la tomodensitométrie pour améliorer la détection des HIC spontanées et traumatiques.

Méthodes

Type d'étude

Il s'agissait d'une revue systématique de la littérature réalisée conformément aux recommandations PRISMA (*Preferred Reporting Items for Systematic Reviews and Meta-Analyses*). Elle a synthétisé les preuves disponibles concernant la performance

diagnostique des modèles d'IA, en particulier l'apprentissage profond (*deep learning*, DL) et les réseaux neuronaux convolutionnels (*convolutional neural networks*, RNC), dans la détection des hémorragies intracrâniennes (HIC) sur les scanners cérébraux sans injection de contraste. Cette synthèse propose une analyse critique du rôle de la TDM dans le diagnostic des HIC en milieu congolais, tout en explorant les opportunités et les limites liées à l'introduction de l'IA dans ce domaine. Elle s'appuie sur une sélection ciblée de publications scientifiques (PubMed, Embase, Google Scholar), incluant des essais cliniques, des revues systématiques et des données de terrain pertinentes pour les systèmes de santé à ressources contraintes.

Critères d'éligibilité

Ont été incluses les études originales évaluant la performance diagnostique de modèles d'IA appliqués à la détection des HIC. Les travaux devaient rapporter au moins un indicateur de performance diagnostique (sensibilité, spécificité, valeur prédictive positive [VPP] ou valeur prédictive négative [VPN]) ou fournir suffisamment d'informations pour leur calcul. Tous les principaux types d'HIC étaient considérés : hémorragie intraparenchymateuse (HIP), hémorragie épidurale (HED), hémorragie sous-durale (HSD), hémorragie sous-arachnoïdienne (HSA) et hémorragie intraventriculaire (HIV).

Ont été exclus : les articles de revue, résumés de congrès, éditoriaux, commentaires, rapports de cas, notes techniques, études non indexées dans les principales bases de données ainsi que les publications redondantes utilisant des jeux de données identiques (dans ce cas, la version la plus complète ou la plus récente a été retenue).

Sources d'information

La recherche a porté sur quatre bases de données bibliographiques électroniques : PubMed, EMBASE, Scopus et Web of Science. Elle a concerné les articles publiés entre le 1er janvier 2015 et le 1er janvier 2025. La dernière recherche a été effectuée entre décembre 2024 et avril 2025. Les références des études incluses et des revues pertinentes ont également été examinées manuellement afin d'identifier d'éventuelles publications additionnelles. Aucune restriction de langue ou de zone géographique n'a été appliquée, avec

une attention particulière portée aux études issues de contextes à ressources limitées.

Stratégie de recherche

Une stratégie de recherche structurée a été élaborée en combinant des termes MeSH (*Medical Subject Headings*) et des mots-clés libres. Par exemple, la requête utilisée (formule Booléenne) pour PubMed était : ("Deep learning"[MeSH Terms] OR "Convolutional neural network"[MeSH Terms] OR "Machine learning"[MeSH Terms] OR "Artificial intelligence"[MeSH Terms] OR "Algorithms"[MeSH Terms]) AND ("Intracranial

hemorrhage"[MeSH Terms] OR "Cerebral hemorrhage" OR "Hemorrhagic stroke"[Title/Abstract]) AND ("Tomography, X-Ray Computed"[MeSH Terms] OR "CT scan" OR "Computed tomography") AND ("Detection"[Title/Abstract] OR "Segmentation"[Title/Abstract]) (Review[Publication Type]). Des équivalents adaptés ont été appliqués aux autres bases de données. L'ensemble du processus est résumé dans le diagramme PRISMA (Figure 1).

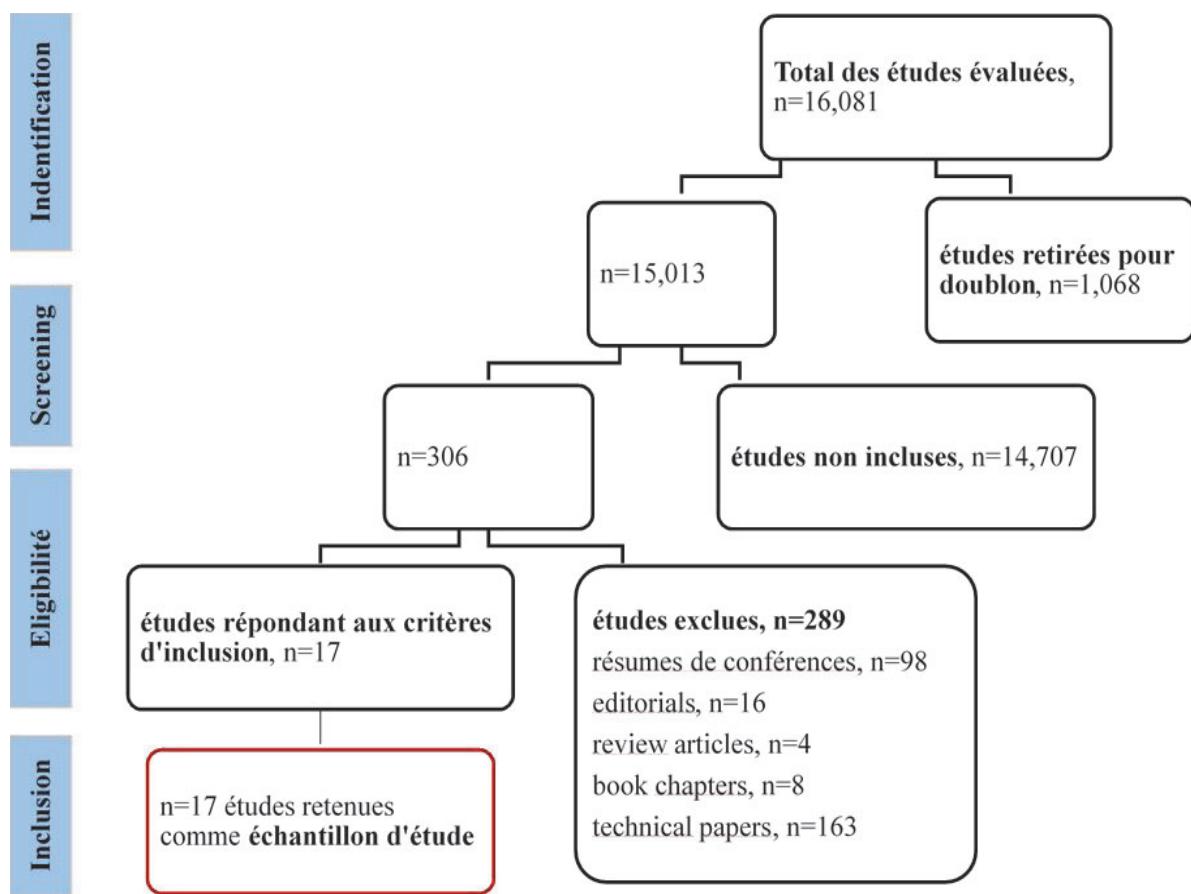


Figure 1. Diagramme de flux des patients suivant le critères PRISMA



Processus de sélection

Les résultats de recherche ont été importés dans un logiciel de gestion de références pour éliminer les doublons (Zotero 7.0). Deux relecteurs ont ensuite procédé, de manière indépendante, au dépistage des titres et résumés. Les textes intégraux des études jugées potentiellement éligibles ont été analysés selon les critères d'inclusion et d'exclusion. Les divergences ont été résolues par discussion ou, en cas de désaccord persistant, par recours à un troisième évaluateur senior.

Collecte et extraction des données

Un formulaire standardisé d'extraction des données a été élaboré et testé au préalable. Deux relecteurs ont procédé indépendamment à l'extraction des informations suivantes : caractéristiques des études, description des modèles d'IA, et performances diagnostiques rapportées.

Données collectées

Pour chaque étude, les données suivantes ont été recueillies :

- **Informations générales** : premier auteur, année de publication, pays/région, source du jeu de données.
- **Détails cliniques** : sous-types d'HIC inclus, taille de l'échantillon, caractéristiques démographiques des patients (lorsqu'elles étaient disponibles).
- **Caractéristiques des modèles d'IA** : type d'architecture (par ex. RNC), tâche réalisée (classification, détection, segmentation).
- **Indicateurs de performance** : sensibilité, spécificité, VPP, VPN, ainsi que données brutes (VP, VN, FP, FN) si elles étaient disponibles ou calculables.

Évaluation du risque de biais

Le risque de biais et les préoccupations relatives à l'applicabilité ont été évalués pour chaque étude incluse à l'aide de l'outil QUADAS-2 (*Quality Assessment of Diagnostic Accuracy Studies*). Deux relecteurs ont procédé à cette évaluation de manière indépendante sur les quatre domaines de l'outil (sélection des patients, test index, référence standard,

déroulement et chronologie). Les divergences ont été tranchées par consensus.

Traitemet et analyse des données

À partir des articles inclus comme décrit ci-dessus, nous avons extrait les principales métriques de performance diagnostique, à savoir : la sensibilité, la spécificité, la valeur prédictive positive (VPP) et la valeur prédictive négative (VPN) (16).

De plus, les résultats diagnostiques ont été classés en quatre catégories : vrais positifs (VP), vrais négatifs (VN), faux positifs (FP) et faux négatifs (FN). Dans les études où certaines de ces valeurs étaient absentes, elles ont été déduites à partir des mesures primaires disponibles en appliquant des formules standardisées. Seules les études fournissant suffisamment de données pour construire un tableau de contingence 2×2 ont été retenues pour la synthèse quantitative.

Toutes les données ont été organisées dans un fichier Microsoft Excel 2016, puis exportées vers des logiciels spécifiques de mété-analyse (R Studio et MetaBayeDTA) pour les analyses statistiques. Les estimations globales de la sensibilité, de la spécificité, du rapport de vraisemblance positif (PLR), du rapport de vraisemblance négatif (NLR), ainsi que du rapport de cotes diagnostique (Diagnostic Odds Ratio - DOR), ont été calculées avec leurs intervalles de confiance à 95 %.

L'hétérogénéité entre les études a été évaluée à l'aide de la statistique I^2 , et, le cas échéant, les sources potentielles de cette hétérogénéité ont été explorées. Lorsque pertinent, la qualité méthodologique et le risque de biais des études incluses ont été évalués à l'aide de l'outil QUADAS-2, comme détaillé dans une section spécifique.

Considérations éthiques

La présente étude a respecté les principes éthiques énoncés dans la Déclaration d'Helsinki. Pour le volet de la revue systématique, aucune donnée individuelle n'a été collectée directement, car seules des données secondaires issues de publications scientifiques ont été utilisées. De ce fait, l'approbation éthique formelle n'était pas requise, mais une attention particulière a été portée à la rigueur dans la sélection, l'analyse et la citation des sources.

Par ailleurs, le protocole de recherche a été enregistré sur la plateforme PROSPERO afin d'assurer la transparence méthodologique et d'éviter les biais de



duplication ou de sélection. Aucune information nominative ni donnée individuelle n'a été utilisée.



Résultats

Caractéristiques générales

Le tableau 1 renseigne sur les caractéristiques générales des études retenues.

Tableau 1. Caractéristiques générales de la population d'étude

Auteur	Pays, année	Type	Référent	Modèle
Kiefer J et al., (14)	Allemagne, 2023	R	2	CE-labeled DL
Arbabshirani et al., (15)	USA, 2017	P	1	RNC
Lee et al., (26)"	Corée du sud, 2025	P	3	RNC
Kuo et al., (27)	USA, 2019	P	2	RNC
Chang et al., (28)	USA, 2018	R	1	RNC
Hai Ye et al., (29)	Chine, 2019	R	3	RNC-RNN
Ginat D et al., (30)	Israël, 2021	R	2	RNC Aidoc
Buls Net al., (31)	Belgique, 2021	R	3	RNC
Salehinejad et al., (32)	Canada, 2021	R	1	DRNCs
Wang X et al., (33)	Chine, 2021	R	2	RNC
Chilamkurthy, (34)	Inde, 2018	R	3	RNC
Asif et al., (35)	Pakistan, 2023	R	5	RNC
Ker et al., (36)	Singapour, 2021	R	2	RNC
Sengupta et al., (37)	Lituanie, 2023	P	60	RNC
Yunan et al. (38)	USA, 2024	R	2	RNC
Kundisch et al. (39)	Allemagne, 2021	R	1	RNC
Grewal et al. (40)	USA, 2018	P	3	RNC

R=étude rétrospective

P=étude prospective

Au total 17 études majoritairement rétrospectives ont été retenues pour notre revue, avec au moins 2 radiologues (ou neuroradiologues) comme référents dans la plupart des cas. Estimations résumées des métriques

Le tableau 2 rapporte les estimations résumées de différents paramètres de performances diagnostiques :

Tableau 2. Estimations résumées des métriques

Métriques	Valeur	IC 95 %	P
Sensibilité	0,945	[0,889 – 0,974]	< 0,001
Spécificité	0,937	[0,871 – 0,971]	< 0,001
PLR	16,581	[8,688 – 31,642]	< 0,001
NLR	0,070	[0,046 – 0,107]	< 0,001
DOR	280,004	[73,529 – 1066,27]	< 0,001

La sensibilité moyenne était de 0,945 (IC 95 % : 0,889 – 0,974) et la spécificité à 0,937 (IC 95 % : 0,871 – 0,971). Les rapports de vraisemblance positif (PLR = 16,6) et négatif (NLR = 0,07) indiquent respectivement une forte capacité de l'IA à confirmer ou à exclure un diagnostic d'HIC.

L'odds ratio diagnostique (DOR) s'élevait à 280, traduisant globalement une bonne capacité de discrimination des cas positifs et négatifs.

Analyse de l'hétérogénéité

Le tableau 3 décrit l'hétérogénéité des études incluses :

Tableau 3. Hétérogénéité des études

Métriques	Tau ² (τ^2)	Cochran	p	I ² (%)
Sensibilité	1,836	431,308	< 0,001	96,99
Spécificité	2,141	1203,514	< 0,001	98,92
PLR	1,382	2587,947	< 0,001	99,50
NLR	0,535	1010,255	< 0,001	98,71
DOR	6,042	928,711	< 0,001	98,60

L'hétérogénéité substantielle a été observée dans toutes les mesures ($I^2 > 95\%$), suggérant une variabilité importante entre les études (notamment les types d'algorithmes, critères de référence, qualité d'images).

Discussion

L'intelligence artificielle (IA) constitue aujourd'hui un enjeu stratégique majeur, tant pour les politiques de santé publique que pour la gestion de certaines pathologies spécifiques, notamment dans les contextes d'urgence (41). Le présent article, axé sur la lecture systématique des études ayant évalué les performances des algorithmes d'IA fondés sur les réseaux de neurones convolutifs (RNC) pour la détection des hémorragies intracrâniennes (HIC), visait à décrire leur efficacité diagnostique et discuter une éventuelle implémentation dans une région à ressources limitées. Les résultats obtenus montrent des performances globalement élevées des outils d'IA en matière de détection des HIC.

Performance diagnostique de l'IA dans la détection des HIC

Les performances de l'IA pour la détection des HIC dépassent globalement les 80 % dans plusieurs études (14-19). Deux méta-analyses récentes ont rapporté une sensibilité et une spécificité supérieures à 90 %. Hu *et al.* (17) indiquent une sensibilité globale de 0,923 (IC 95 % : 0,904–0,924) et une spécificité de 0,922 (IC 95 % : 0,900–0,922). Daugaard JM *et al.* (44) ont rapporté des valeurs comparables, avec des variations non significatives des intervalles de confiance. Ainsi, la sensibilité de 0,945 (IC 95 % : 0,889 – 0,974) et la spécificité à 0,937 (IC 95 % : 0,871 – 0,971) décrites dans cette étude s'aligne sur les données de ces auteurs, malgré des légères variations. Ces écarts peuvent s'expliquer par des différences méthodologiques : notre série a inclus deux fois plus d'études que celle de Daugaard JM *et al.* (44), et nous avons sélectionné uniquement les articles publiés après

2015, contrairement aux deux autres revues systématiques.

Il convient également de souligner que des facteurs comme la qualité des données d'entraînement, la diversité des échantillons, et le niveau d'expertise des neuroradiologues de référence influencent ces performances. La concordance entre nos résultats et ceux de la littérature peut aussi s'expliquer par la similarité des plateformes utilisées et la présence de chevauchements dans certaines études.

L'hétérogénéité des études était élevée dans notre analyse ($I^2 = 99,7\%$), rejoignant les résultats de Hu *et al.* (17) qui rapportaient un I^2 de 99,96 % pour l'Odds Ratio Diagnostique (DOR), traduisant une forte variabilité entre les études. Cette hétérogénéité reflète les différences méthodologiques, de populations étudiées, et de protocoles d'analyse. Une standardisation des paramètres d'acquisition, des critères d'interprétation, et des processus de validation est donc essentielle pour améliorer le caractère généralisable des modèles. Dans notre série, la référence diagnostique était assurée par consensus entre au moins deux neuroradiologues, avec une variation allant de 1 à 60 radiologues selon les études, comme dans celle de Wang X *et al.* (32).

Intérêt de l'IA dans la prise en charge des HIC en contexte de ressources limitées

L'IA représente une opportunité majeure pour les systèmes de santé des pays à ressources limitées, notamment dans la gestion des urgences neuroradiologiques où la disponibilité de la tomodensitométrie, de l'IRM et de personnel radiologique qualifié reste limitée (43-44).

En RDC, l'étude de Molua *et al.* (10) rapportaient en 2004 seulement 16 radiologues actifs dans tout le pays. Bien que ce nombre ait probablement été multiplié par dix en vingt ans, une concentration marquée de l'expertise et des équipements dans les grandes villes persiste, laissant de vastes zones



rurales dépourvues. Dans ce contexte, l'implémentation de l'IA dans des structures de soins périphériques équipées de scanners pourrait permettre une détection automatisée et rapide des HIC, particulièrement cruciale dans les situations d'urgence (42,45-46). Toutefois, pour être efficace, l'IA doit être adaptée aux spécificités locales. Les images provenant de pays à faibles ressources peuvent différer sur plusieurs plans : qualité des équipements, types de scanners, et caractéristiques démographiques. Aussi, la prise en compte de l'épidémiologie des différentes formes d'HIC (traumatiques ou non) est essentielle, ces dernières pouvant varier significativement d'un pays à l'autre (8-9,20). Une adaptation des modèles à ces contextes permettrait d'augmenter leur précision et leur acceptabilité auprès des professionnels de santé, réduisant ainsi les erreurs diagnostiques. Par ailleurs, l'introduction de l'IA nécessite des infrastructures robustes (serveurs, connectivité), ce qui reste un défi en RDC (47-51). Avant tout déploiement clinique à grande échelle, plusieurs précautions doivent être prises. L'évaluation de l'impact des faux positifs et des faux négatifs est cruciale, car une mauvaise interprétation peut entraîner des décisions inappropriées. De plus, la validation des modèles dans des cohortes locales et prospectives est nécessaire pour garantir leur fiabilité. Enfin, l'intégration fluide des outils IA dans les flux de travail existants reste un défi. La collaboration entre chercheurs, cliniciens et industriels est essentielle pour garantir un déploiement sécurisé et efficace. À Kinshasa, comme dans de nombreuses villes africaines, la TDM reste souvent le seul outil diagnostique accessible pour les hémorragies intracrâniennes traumatiques ou non. Cependant, plusieurs études soulignent les limites pratiques de son utilisation. L'étude de Ketani-Mayindou *et al.* (18), menée aux Cliniques Universitaires de Kinshasa sur 102 cas d'hématomes extraduraux (HED), rapporte un délai médian de réalisation de trois jours, associé à une mortalité de 14,7 %, aggravée par des complications telles que l'engagement cérébral.

De manière concordante, Mbongo *et al.* (9) ont observé que, parmi 552 patients traumatisés, près de 90 % présentaient des lésions à potentiel chirurgical, mais seuls 6,6 % ont bénéficié d'une intervention, illustrant les obstacles liés au manque d'équipements, de

personnel qualifié et aux contraintes financières. Par ailleurs, Molua *et al.* (20) ont démontré que certaines caractéristiques scanographiques, comme un volume hémorragique > 18 ml et un déplacement de la ligne médiane > 4 mm, sont des facteurs indépendants de mortalité intra-

hospitalière, reflétant la gravité des lésions dans un contexte de ressources limitées. Ces observations font écho à l'étude japonaise de Mata-Mbemba *et al.* (16), qui identifie plusieurs facteurs tomodensitométriques associés à une mortalité précoce : absence des citerne de la base (OR = 771,5), déplacement de la ligne médiane (OR = 56,2), volume de masse hémorragique ≥ 25 ml, et hémorragies intraventriculaire ou sous-arachnoïdienne. L'analyse scanographique permet également de prédire le pronostic grâce à des scores intégrant des critères morphologiques, tels que les scores de Marshall, Rotterdam ou Helsinki, utilisés pour estimer le risque de détérioration clinique ou de décès (21-23).

L'étude de Nsiala *et al.* (24) illustre enfin la sévérité du tableau dans les services de réanimation de Kinshasa : parmi 195 traumatismes graves, la mortalité atteignait 73,3 %, en lien avec une absence de soins préhospitaliers, un délai moyen d'admission > 6 heures, et un taux de réalisation de TDM limité à 54,4 %. Moins de 26 % des patients bénéficiaient d'une ventilation mécanique, témoignant d'une prise en charge incomplète. Même lorsqu'elle est disponible, l'utilité de la TDM est donc compromise par des barrières organisationnelles, économiques et humaines. La mise en place de protocoles standardisés de triage, intégrant le score de Glasgow, l'examen pupillaire et la TDM précoce, pourrait améliorer les résultats. À cela pourrait s'ajouter l'intégration de solutions d'IA combinées, capables d'automatiser la détection de saignements et de prioriser les examens critiques, à condition d'être validées localement et accessibles technologiquement. Concernant les HIC non traumatiques, elles représentent une entité hétérogène, englobant des causes vasculaires (HTA, rupture d'anévrisme), infectieuses, tumorales ou iatrogènes. Elles constituent environ 10 à 15 % des AVC et sont responsables d'une morbimortalité particulièrement élevée, surtout chez les patients hypertendus ou fragiles. À Kinshasa, Lelo et Longo-Mbenza (52) ont montré que l'hémorragie intracérébrale était la première manifestation de l'AVC dans plus de 60 % des cas, avec une mortalité hospitalière de 41 %. Le



volume de l'hématome > 30 ml, l'extension intraventriculaire et l'effacement des citernes de la base étaient les principaux facteurs de mauvais pronostic. Leurs travaux antérieurs avaient également souligné la prédominance des localisations profondes (putamen, thalamus) chez les patients d'ascendance africaine, souvent liées à une HTA chronique non contrôlée (54). Ces données, accessibles dès la première TDM, sont capitales dans les hôpitaux périphériques, où l'accès à la neurochirurgie est quasi inexistant.

Approche narrative de l'intelligence artificielle (IA) en TDM : mise au point

Définition de l'intelligence artificielle en imagerie médicale

L'IA désigne un ensemble de méthodes algorithmiques permettant à des systèmes informatiques de simuler certaines fonctions cognitives humaines, telles que l'apprentissage, la perception ou la prise de décision (11-12). En médecine, et plus particulièrement en imagerie, cette technologie vise à automatiser ou assister des tâches complexes, incluant la détection, la classification, la segmentation ou encore la prédiction de pathologies à partir d'images médicales (13-15).

La définition même de l'IA demeure un enjeu théorique et épistémologique, en particulier dans un domaine aussi sensible que la santé. Jean-Gabriel Ganascia, dans son ouvrage L'IA expliquée aux humains (2024), souligne que les systèmes qualifiés d'*intelligents* ne possèdent ni autonomie cognitive ni capacité à comprendre le sens de leurs actions (54). Selon lui, il s'agit avant tout d'artefacts computationnels obéissant à des règles définies par l'humain : « l'IA ne pense pas, elle calcule ». Cette mise en garde contre les glissements sémantiques invite à une vigilance face aux surinterprétations fréquentes dans les discours médiatiques ou grand public.

À l'opposé, Stuart Russell et ses collaborateurs proposent une approche fondée sur la théorie des agents rationnels. Ils définissent l'IA comme la science de la conception de systèmes capables de percevoir leur environnement, de raisonner, et d'agir de manière optimale en vue d'objectifs définis (55). Cette conception, centrée sur la performance

adaptative, se veut pragmatique, et insiste sur l'alignement des objectifs de l'IA avec ceux des utilisateurs humains, en particulier dans les domaines où les enjeux éthiques sont majeurs, tels que la santé, la justice ou la sécurité (56-57).

La confrontation de ces approches théoriques met en lumière une tension persistante : si en santé, notamment en imagerie médicale, l'IA est souvent porteuse de promesses d'amélioration du diagnostic et de la prise en charge des cas d'urgences (58-61), elle ne saurait être assimilée à un raisonnement clinique autonome. Elle doit rester une aide à la décision, dont les performances dépendent de la qualité des données d'apprentissage, de la transparence des algorithmes et du cadre normatif de son usage (13-15).

En imagerie médicale, ce sont les approches fondées sur l'apprentissage machine ou automatique (*machine learning*), et plus encore l'apprentissage profond (*deep learning*), qui ont connu un essor majeur ces dernières années. Les réseaux de neurones convolutifs (*convolutional neural networks*, RNC), en particulier, ont démontré une efficacité remarquable dans l'analyse d'images bidimensionnelles (2D) et tridimensionnelles (3D), rendant possible la détection automatisée de structures anatomiques, de lésions ou d'anomalies subtiles (62-63). Dans ce contexte, la tomodensitométrie (TDM) constitue un terrain privilégié pour l'application de ces technologies, en raison du volume élevé de données générées, de la standardisation relative des protocoles d'acquisition, et de l'urgence diagnostique associée à de nombreuses indications (1-11). Ces éléments justifient l'intérêt croissant porté à l'intégration de l'IA en TDM, en particulier pour les hémorragies intracrâniennes. Avec l'avènement des RNC, un cap technologique majeur est atteint, rendant possible l'analyse automatisée de grandes bases de données hétérogènes, tout en maintenant un haut niveau de performance. Dans plusieurs essais, leur précision diagnostique s'est avérée comparable à celle d'experts humains, tout en offrant des avantages en termes de rapidité et de reproductibilité (62-63).

Cependant, malgré leur efficacité, l'utilisation clinique des RNC n'est pas exempte de limites. Leur opacité algorithmique, souvent qualifiée de « *boîte noire* », soulève des interrogations sur la transparence décisionnelle, la reproductibilité des résultats et la responsabilité médico-légale (62-63). Ces enjeux ont

conduit à l'émergence de travaux visant à renforcer l'interprétabilité et la robustesse de ces modèles, notamment à travers l'intégration de mécanismes de visualisation des zones d'attention, ou par l'hybridation avec des approches symboliques (47).

Analyse des étapes de développement d'un modèle d'intelligence artificielle en tomodensitométrie (TDM)

Le développement d'un modèle d'intelligence artificielle (IA) appliqué à la tomodensitométrie (TDM) repose sur une démarche itérative rigoureuse, visant à assurer la validité clinique, la solidité technique et la sécurité d'utilisation avant toute

intégration en pratique médicale (44-45). Plusieurs critères complémentaires, tels que la transparence algorithmique (interprétabilité), la robustesse aux biais et l'acceptabilité par les cliniciens, conditionnent également l'adoption effective du modèle (43-45).

La performance des systèmes est généralement évaluée à l'aide d'indicateurs quantitatifs : sensibilité, spécificité, aire sous la courbe ROC (AUC), score de Dice pour la segmentation, ou encore rapport de vraisemblance. Ces métriques permettent d'objectiver les capacités discriminantes et la fidélité des prédictions du modèle (figure 2).

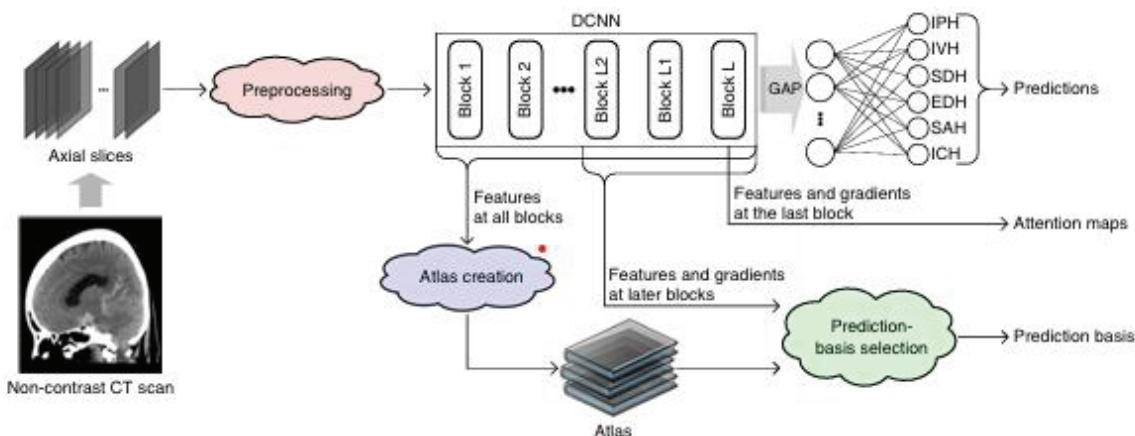


Figure 2. Vue d'ensemble du système d'apprentissage profond explicable pour la détection et la classification des hémorragies intracrâniennes. (1) Les images d'entrée sont des scanners cérébraux sans injection (coupes axiales). (2) Les données subissent un prétraitement (fenêtrage, normalisation, resampling). (3) Elles sont ensuite analysées par un réseau de neurones convolutifs profonds (DRNC) préentraîné sur ImageNet, organisé en plusieurs blocs hiérarchiques. (4) Les cartes de caractéristiques finales sont agrégées par Global Average Pooling (GAP) pour générer les prédictions. (5) Les caractéristiques issues de l'ensemble des blocs permettent la création d'un atlas. (6) Les caractéristiques et gradients des derniers blocs servent à la sélection d'une base de prédiction, qui identifie les patrons les plus pertinents dans l'atlas. (7) Le système produit trois types de sorties : prédictions par type d'hémorragie, cartes d'attention

localisant les anomalies et bases de prédiction justifiant la décision du modèle.

Après avoir défini clairement les objectifs de l'IA ainsi que le cadre d'utilisation de celle-ci, la conception d'un algorithme IA destiné à l'analyse TDM suit classiquement cinq étapes fondamentales :

a. Constitution de la base de données
La première phase consiste à rassembler un jeu d'images TDM représentatif du problème clinique ciblé (par exemple : la détection d'hémorragies intracrâniennes). Ce corpus d'apprentissage peut provenir d'un ou de plusieurs centres hospitaliers. Il doit idéalement refléter une diversité suffisante en termes de caractéristiques démographiques, techniques (différents constructeurs ou protocoles d'acquisition), et pathologiques. Pour permettre un apprentissage efficace des modèles profonds, plusieurs milliers d'exams sont généralement requis (28-33).

b. Annotation des images
L'annotation constitue une étape cruciale,

e6753



puisque l'IA supervise l'apprentissage du modèle. Elle est assurée par des radiologues expérimentés ou des experts du domaine, qui identifient les structures anatomiques, les lésions ou les zones d'intérêt clinique. Selon l'objectif, les annotations peuvent être globales (classification d'images), régionales (délimitation de structures), ou fines (segmentation pixel par pixel). La qualité, la précision et la cohérence des annotations influencent directement la performance finale de l'algorithme (28-34).

c. Prétraitement et normalisation
Les images collectées doivent ensuite être homogénéisées pour réduire la variabilité technique inter-examens. Cette étape inclut généralement la normalisation des intensités (en unités Hounsfield), la réorientation des volumes selon un plan standard, le redimensionnement, et la suppression des artefacts. Des méthodes d'augmentation de données, telles que la rotation, la translation ou l'ajout de bruit, peuvent également être utilisées pour renforcer la robustesse et la capacité de généralisation du modèle (28-33).

d. Entraînement du modèle
À cette étape, le modèle apprend à associer des images d'entrée à des sorties cibles (diagnostic, localisation, segmentation, etc.). L'apprentissage se fait sur une partie du jeu de données (environ 70 à 80 %), par ajustement itératif des paramètres internes du réseau, en minimisant une fonction de perte. L'architecture (profondeur, nombre de filtres, fonctions d'activation) et les hyperparamètres (taux d'apprentissage, régularisation, etc.) doivent être soigneusement sélectionnés selon la tâche et les ressources disponibles (28-33).

e. Validation et évaluation finale
Le modèle est ensuite confronté à un ensemble de données indépendant (validation croisée ou test externe) afin d'estimer ses performances sur des cas non vus. Les indicateurs varient selon la tâche : aire sous la courbe ROC (AUC), courbe de précision-rappel, indice de Jaccard ou intersection over union (IoU) pour la segmentation, ou encore temps de traitement. Un modèle robuste doit démontrer, au-delà d'une haute précision, une reproductibilité, une tolérance aux variations inter-patients, et une capacité à être généralisé à d'autres contextes cliniques.

Ainsi, au-delà des considérations purement techniques, le développement d'un modèle IA opérationnel en TDM requiert une collaboration étroite entre ingénieurs, radiologues, épidémiologistes et experts en éthique. Cette approche pluridisciplinaire est indispensable pour faire émerger des outils cliniquement pertinents, sécurisés et éthiquement acceptables.

Implication et enjeux de l'IA en TDM dans les contextes d'urgence et à ressources limitées, obstacles, plaidoyer et recommandations pour la RDC

L'intelligence artificielle appliquée à la tomodensitométrie (TDM) trouve une utilité majeure dans les situations d'urgence, où chaque minute est cruciale, ainsi que dans les pays à ressources limitées, où l'accès aux radiologues experts est restreint (54). Un modèle IA bien entraîné peut prioriser les examens pathologiques, alerter automatiquement en cas de détection d'hémorragie intracrânienne (HIC), soutenir la décision diagnostique dans les hôpitaux périphériques, réduire la variabilité inter-observateur, et améliorer l'efficacité du triage et de la prise en charge.

Cependant, pour garantir une adoption réussie, ces outils doivent être validés localement, adaptés aux spécificités techniques des équipements disponibles, et accompagnés d'une formation ciblée des utilisateurs. Dans des pays comme la République Démocratique du Congo (RDC), où le nombre de radiologues est faible et concentré dans les grandes villes, l'intégration de l'IA dans les centres périphériques pourrait offrir une première lecture automatisée rapide, essentielle en contexte neuro-urgent (54).

L'adaptation des modèles aux réalités locales est primordiale. Les caractéristiques des images issues des scanners disponibles, ainsi que les profils démographiques et l'épidémiologie locale des HIC, diffèrent souvent des bases de données occidentales (8-9,20). Cela nécessite la constitution de bases de données locales anonymisées, le développement de protocoles sécurisés pour le partage des données, et une gouvernance éthique claire, incluant des accords formels sur la propriété et l'usage des données. Cette contextualisation améliore la précision diagnostique et favorise l'acceptation clinique.

L'implémentation de l'IA en TDM dans des environnements à ressources limitées, comme la RDC, reste confrontée à des défis techniques, organisationnels et éthiques. Sur le plan



infrastructurel, la disponibilité de scanners récents, d'un système PACS compatible, d'une connectivité Internet fiable (pour les solutions cloud), ainsi que la formation du personnel sont des conditions souvent insuffisantes (56-57). Ces lacunes s'ajoutent à un sous-équipement chronique et une maintenance limitée, particulièrement dans les structures publiques (54-55).

La question de l'équité algorithmique est également cruciale. Des algorithmes non contextualisés peuvent renforcer des biais systémiques et produire des diagnostics moins fiables, comme l'ont démontré des études africaines (58-59). Pour limiter ces risques, il faut favoriser le réentraînement des modèles sur des données locales et encourager leur personnalisation. Par ailleurs, les résistances institutionnelles, le déficit de compétences numériques, la faible interopérabilité des systèmes et l'absence d'un cadre réglementaire clair freinent leur adoption (58,60).

Pour surmonter ces obstacles, une approche globale est nécessaire, combinant : le renforcement des capacités humaines par la formation continue, la mise en place d'une infrastructure adaptée (serveurs, cybersécurité, connectivité), un cadre réglementaire local aligné sur les meilleures pratiques internationales, des mécanismes de financement innovants et inclusifs, l'intégration harmonieuse des outils IA dans les flux de travail existants.

Une analyse coûts-bénéfices locale est indispensable pour évaluer la viabilité économique, en tenant compte des coûts initiaux (licences, matériel, formation) et récurrents (maintenance, mises à jour). Les bénéfices attendus incluent l'amélioration de la précision diagnostique, la réduction des délais et l'optimisation de la charge des radiologues.

Enfin, une validation rigoureuse sur des cohortes locales prospectives est nécessaire afin d'évaluer l'impact des faux positifs et négatifs, assurer la robustesse des modèles, et garantir la sécurité des patients. La collaboration étroite entre chercheurs, cliniciens, autorités sanitaires et industriels est un facteur clé pour assurer une adoption sûre, efficace et durable de l'IA en neuroimagerie en RDC.

Conclusion

Cette étude montre que les performances diagnostiques globales des modèles basés sur les

réseaux neuronaux convolutifs sont élevées, suggérant leur forte capacité à identifier et exclure une HIC. Cependant, il est crucial de noter l'existence d'une hétérogénéité substantielle entre les études. Cette variabilité souligne l'importance des différences méthodologiques et contextuelles qui peuvent influencer la performance des algorithmes.

Pour une implémentation réussie et durable de ces technologies, notamment dans des contextes à ressources limitées comme la RDC, des étapes concrètes sont indispensables avec des performances supérieures à 80% (sensibilité et spécificité). Cela inclut le développement de cadres nécessaires pour le partage sécurisé des données, avec une réglementation claire.

Contribution des auteurs

TKM et AMA ont assuré la conception de l'étude, à la rédaction et à la mise en forme du manuscrit. Ils ont également supervisé la recherche, assuré les révisions critiques et contribué à l'amélioration de la version finale du manuscrit de manière collégiale.

Remerciements

A l'administrateur civil et énarque, Jotham Jotham Mpoyi de la direction d'Imagerie Médicale du Ministère de la Santé Publique, Hygiène, Prévention et Prévoyance Sociale pour les orientations techniques et administratives.

Consentement éclairé

Tous les auteurs ont été pleinement informés du contenu du manuscrit et ont donné leur consentement pour sa soumission et sa publication éventuelle.

Financement

Aucune source de financement n'a été déclarée.

Conflit d'intérêt

Les auteurs déclarent n'avoir aucun conflit d'intérêt.

Références

1. Magid-Bernstein J, Girard R, Polster S, Srinath A, Romanos S, Awad IA, Sansing LH. Cerebral Hemorrhage: Pathophysiology, Treatment, and Future Directions. *Circ Res*. 2022 ; **15** (8) :1204-1229.
<https://doi:10.1161/CIRCRESAHA.121.319949>.
2. Weimar C and Kleine-Borgmann J. Epidemiology, Prognosis and Prevention of Non-Traumatic Intracerebral Hemorrhage. *Curr Pharm Des*. 2017 ;**23** (15):2193-2196.
<https://doi:10.2174/1381612822666161027152234>.



3. Van Asch CJ, Luitse MJ, Rinkel GJ, Van der Tweel I, Algra A, Klijn CJ, Incidence, case fatality, and functional outcome of intracerebral haemorrhage over time, according to age, sex, and ethnic origin: a systematic review and meta-analysis, *Lancet Neurol.* 2010 ; **9** (2) : 167–176. [https://doi.org/10.1016/S1474-4422\(09\)70340-0](https://doi.org/10.1016/S1474-4422(09)70340-0).
4. Adegboyega G, Zolo Y, Sebopelo LA, Dalle DU, Dada OE, Mbangtang CB, et al. The Burden of Traumatic Brain Injury in Sub-Saharan Africa: A Scoping Review. *World Neurosurg.* 2021 ; **12** (156) : e192-e205. <https://doi:10.1016/j.wneu.2021.09.021>.
5. Muili AO, Kuol PP, Jobran AW, Lawal RA, Agamy AA, Bankole ND. Management of traumatic brain injury in Africa: challenges and opportunities. *Int J Surg.* 2024 ; **110** (6) :3760-3767. <https://doi:10.1097/JS9.0000000000001391>.
6. Hiramatsu M, Haruma J, Hishikawa T, Sugi K, Date I. Intracerebral Hemorrhage. *No Shinkei Geka.* 2021 ; **49** (2) :284-292. <https://doi:10.11477/mf.1436204390>.
7. Wong JC, Linn KA, Shinohara RT, Mateen FJ. Traumatic brain injury in Africa in 2050 : a modeling study. *Eur J Neurol.* 2016 ; **23** (2) : 382-6. <https://doi:10.1111/ene.12877>
8. Nsiala JM, Nsumbu TN, Ilunga JP, Nkodila A, Kilembe AM. Management and determinants of mortality in severe trauma patients at Kinshasa (DR Congo). *Ann. Afr. Med.* 2017 ; **10** (4) : 2643-2651. <https://anafrimed.net>
9. Ketani T, Panzu M, Kabongo J, Tshunza C, Ntsambi G. Hématome extradural aux Cliniques Universitaires de Kinshasa profil clinico-scannographique et évolution post-thérapeutique. *Ann Afr Med.* 2024 ; **17** (4) : e5618-e5628. <https://dx.doi.org/10.4314/aamed.v17i4.4>
10. Molua AA, Mbongo AT, Mukaya JT. Etat de la radiologie à Kinshasa. *Journal de Radiologie.* 2004 ; **85** (9) :1330 – 1331. [https://Doi:10.1016/S0221-0363\(04\)77072-9](https://Doi:10.1016/S0221-0363(04)77072-9)
11. Dehmer M and Emmert SF. Artificial intelligence. A clarification of misconceptions, myths and desired status. *Front Artif Intell.* 2020 ; **12** (3) :524339. <https://doi:10.3389/frai.2020.524339>.
- 12.Gil de Zúñiga H, Goyanes M, Durotoye T. A Scholarly Definition of Artificial Intelligence (AI): Advancing AI as a Conceptual Framework in Communication Research. *Political Communication,* **41** (2), 317–334. <https://doi.org/10.1080/10584609.2023.2290497>
13. Dieckmeyer M, Sollmann N, Kupfer K, Löffler MT, Paprottka KJ, Kirschke JS, et al. Computed Tomography of the Head : A Systematic Review on Acquisition and Reconstruction Techniques to Reduce Radiation Dose. *Clin Neuroradiol.* 2023 ; **33** (3) :591-610. <https://doi:10.1007/s00062-023-01271-5>.
14. Kiefer J, Kopp M, Ruettinger T, Heiss R, Wuest W, Amarteifio P, et al. Diagnostic Accuracy and Performance Analysis of a Scanner-Integrated Artificial Intelligence Model for the Detection of Intracranial Hemorrhages in a Traumatology Emergency Department. *Bioengineering (Basel).* 2023 ; **10** (12) : e1362. <https://doi:10.3390/bioengineering10121362>.
15. Arbabshirani M, Fornwalt B, Mongelluzzo G, Suever J, Geise B, Patel A et al. Advanced machine learning in action: identification of intracranial hemorrhage on computed tomography scans of the head with clinical workflow integration. *NPJ digital medicine.* 2018 ; **4** (1) : 9. <https://doi.org/10.1038/s41746-017-0015-z>.
16. Mata-Mbemba D, Mugikura S, Nakagawa A, Murata T, Ishii K, Li L, et al. Early CT findings to predict early death in patients with traumatic brain injury: Marshall and Rotterdam CT scoring systems compared in the major academic tertiary care hospital in northeastern Japan. *Acad Radiol.* 2014 ; **21** (5) :605-611. <https://doi:10.1016/j.acra.2014.01.017>. mbemba
17. Hu P, Yan T, Xiao B, Shu H, Sheng Y, Wu Y, et al. Deep learning-assisted detection and segmentation of intracranial hemorrhage in noncontrast computed tomography scans of acute stroke patients : a systematic review and meta-analysis. *Int J Surg.* 2024 ; **110** (6) :3839-3847. <https://doi:10.1097/JS9.0000000000001266>.
18. Wu Y, Iorga M, Badhe S, Zhang J, Cantrell DR, Tanhehco EJ, et al. Precise Image-level



- Localization of Intracranial Hemorrhage on Head CT Scans with Deep Learning Models Trained on Study-level Labels. *Radiol Artif Intell.* 2024 ; **6** (6) : e230296. <https://doi:10.1148/ryai.230296>.
19. Angkurawaranon S, Sanorsieng N, Unsrison K, Inkeaw P, Sripan P, Khumrin P et al. A comparison of performance between a deep learning model with residents for localization and classification of intracranial hemorrhage. *Sci Rep.* 2023; **13** (1): 9975. <https://doi:10.1038/s41598-023-37114-z>.
20. Molua AA, Mbongo TA, Lelo MT, Dongo R, Mbutiwi F, Makulo JR, et al. Contribution of computed tomography in the evaluation of the prognosis of post-traumatic cranial-encephalic lesions in Kinshasa University hospital. *Ann. Afr. Med.* 2016 ; **9** (2) : 2191-2193.
21. Mbongo TA, Molua AA, Dongo MR, Ntsambi EG, Kilembe MA, Bidingija MJ. Computed tomography and clinical profile of encephalic cranial trauma in Kinshasa. *Mali medical* 2015 ; **2** : 44-48. <https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/29927145/>
22. Lelo Tshikwela M, Longo- Mbenza B. Accident vasculaire cérébral hémorragique du Noir Africain. *J Afr Imag Méd.* 2011 ; **4** (7) : 355-362. <https://www.researchgate.net/publication/259717457>
23. Tshikwela ML, Longo-Mbenza B. Spontaneous intracerebral hemorrhage: Clinical and computed tomography findings in predicting in-hospital mortality in Central Africans. *J Neurosci Rural Pract.* 2012 ; **3**(2) :115-20. <https://doi:10.4103/0976-3147.98205>.
24. Molua A, Matondo E, Lelo M, Mukaya J, Mbongo A, Mazoba T. Profil scanographique des tumeurs du pancréas dans 3 services de radiologie à Kinshasa : une série de cas rétrospective. *Ann Afr Med.* 2022 ; **15** (4) : e4802-4809. <https://dx.doi.org/10.4314/aamed.v15i4.6>
25. Holenn SE, Mazoba TK, Mukanga DY, Zokere TB, Lungela D, Makulo JR, et al. Interest of Chest CT to Assess the Prognosis of SARS-CoV-2 Pneumonia: An In-Hospital-Based Experience in Sub-Saharan Africa. *Pulm Med.* 2024 ; **25** (1) 5520174. <https://doi:10.1155/2024/5520174>.
26. Lee S, Kim D, Oh N, Lee H, Park S, Yon DK, et al. External validation of an artificial intelligence model using clinical variables, including ICD-10 codes, for predicting in-hospital mortality among trauma patients : a multicenter retrospective cohort study. *Sci Rep.* 2025 ; **15** (1) :1100. <https://doi:10.1038/s41598-025-85420-5>
27. Kuo W, Häne C, Mukherjee P, Malik J, Yuh L. Expert-level detection of acute intracranial hemorrhage on head computed tomography using deep learning. *Proc. Natl. Acad. Sci.* 2019; **116** (45) : 22737-22745. <https://doi.org/10.1073/pnas.1908021116>.
28. Chang P, Kuoy E, Grinband J, Weinberg B, Thompson M, Homo R, et al. Hybrid 3D/2D convolutional neural network for hemorrhage evaluation on head CT, *Am. J. Neuroradiol.* 2018 ; **39** (9) : 1609-1616, <https://doi.org/10.3174/ajnr.A5742>
29. Hai Ye, Gao F, Yin Y, Guo D, Zhao P, Y Lu. Precise diagnosis of intracranial hemorrhage and subtypes using a three-dimensional joint convolutional and recurrent neural network. *Eur. Radiol.* 2019 ; **29** (11) : 6191-6201, <https://doi.org/10.1007/s00330-019-06163-2>.
30. Ginat DT. Analysis of head CT scans flagged by deep learning software for acute intracranial hemorrhage. *Neuroradiology.* 2020 ; **62** (3) :335-340. <https://doi:10.1007/s00234-019-02330-w>
31. Buls N, Watté N, Nieboer K, Ilse B, de Mey J. Performance of an artificial intelligence tool with real-time clinical workflow integration—Detection of intracranial hemorrhage and pulmonary embolism. *Phys Medica.* 2021 ; **83** (1) :154-160. <https://doi:10.1016/j.ejmp.2021.03.015>
32. Salehinejad H, Kitamura J, Ditkofsky N, Lin A, Bharatha A, Suthiphoswan S, et al. A real-world demonstration of machine learning generalizability in the detection of intracranial hemorrhage on head computerized tomography. *Sci Rep.* 2021; **11** (3) :1-11. <https://doi:10.1038/s41598-021-95533-2>
33. Wang X, Shen T, Yang S, Lan J, Xu Y, Wang M, et al. A deep learning algorithm for automatic



- detection and classification of acute intracranial hemorrhages in head CT scans. *Neuroimage Clin.* 2021; **32** (1) :102785. <https://doi:10.1016/j.nicl.2021.102785>.
34. Chilamkurthy S, Ghosh R, Tanamala S, Biviji M, Campeau NG, Venugopal VK, *et al.* Deep learning algorithms for detection of critical findings in head CT scans: a retrospective study. *Lancet.* 2018; **392** (10162): e2388-2396. [https://doi:10.1016/S0140-6736\(18\)31645-3](https://doi:10.1016/S0140-6736(18)31645-3).
35. Asif M, Shah, MA, Khattak, HA, Mussadiq S, Ahmed E, Nasr EA, Rauf HT. Intracranial Hemorrhage Detection Using Parallel Deep Convolutional Models and Boosting Mechanism. *Diagnostics* 2023, **13**, 652. <https://doi.org/10.3390/diagnostics13040652>
36. Ker J, Singh SP, Bai Y, Rao J, Lim T, Wang L. Image Thresholding Improves 3-Dimensional Convolutional Neural Network Diagnosis of Different Acute Brain Hemorrhages on Computed Tomography Scans. *Sensors (Basel).* 2019 May 10; **19** (9):2167. doi: 10.3390/s19092167. PMID: 31083289; PMCID: PMC6539746.
37. Sengupta J, Alzbutas R, Falkowski-Gilska P and Falkowska-Gilska B. Intracranial hemorrhage detection in 3D computed tomography images using a bi-directional long short-term memory network-based modified genetic algorithm. *Front. Neurosci.* 2023; **17**:1200630. doi: 10.3389/fnins.2023.1200630.
38. Wu Y, Iorga M, Badhe S, Zhang J, Cantrell DR, Tanhehco EJ, *et al.* Precise Image-level Localization of Intracranial Hemorrhage on Head CT scans with Deep Learning Models Trained on Study-level Labels. *Radiol Artif Intell.* 2024 Nov; **6** (6):e230296. doi: 10.1148/ryai.230296. PMID: 39194400; PMCID: PMC11605431.
39. Kundisch A, Hönnig A, Mutze S, Kreissl L, Spohn F, Lemcke J, *et al.* Deep learning algorithm in detecting intracranial hemorrhages on emergency computed tomographies. *PLoS ONE* 2021; **16** (11): e0260560. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0260560>
40. Grewal M, Srivastava MM, Kumar P, Varadarajan S. RADNET: Radiologist level accuracy using deep learning for hemorrhage detection in CT scans. In: Proceedings of the 2018 IEEE 15th International Symposium on Biomedical Imaging (ISBI); 2018 Apr 4-7; Washington (DC), USA. p. 281–284.
41. Daugaard JM, Antulov R, Hess S, Lysdahlgaard S. Convolutional neural network performance compared to radiologists in detecting intracranial hemorrhage from brain computed tomography: A systematic review and meta-analysis. *Eur J Radiol.* 2022 ; **146** (24): e110073. <https://doi:10.1016/j.ejrad.2021.110073>.
42. Abbasi N, Lacson R, Kapoor N, Licaros A, Guenette JP, Burk KS, *et al.* Development and External Validation of an Artificial Intelligence Model for Identifying Radiology Reports Containing Recommendations for Additional Imaging. *AJR Am J Roentgenol.* 2023; **221**(3) : 377-385. <https://doi:10.2214/AJR.23.29120>.
43. Aravazhi PS, Gunasekaran P, Benjamin NZY, Thai A, Chandrasekar KK, Kolanu ND, *et al.* The integration of artificial intelligence into clinical medicine: Trends, challenges, and future directions. *Disease-a-month.* 2025 ; **71** (6) : 101882. <https://doi:10.1016/j.disamonth.2025.101882>.
44. Karalis VD. The Integration of Artificial Intelligence into Clinical Practice. *Applied Biosciences.* 2024 ; **3** (1) :14-44. <https://doi.org/10.3390/applbiosci3010002>
45. KotovHIC D, Twig G, Itsekson-Hayosh Z, Klug M, Simon AB, Yaniv G, *et al.* The impact on clinical outcomes after 1 year of implementation of an artificial intelligence solution for the detection of intracranial hemorrhage. *Int J Emerg Med.* 2023 ; **16** (1):50. <https://doi:10.1186/s12245-023-00523-y>.
46. Abrigo J, Ko K, Chen Q, Lai B, Cheung T, Chu W, *et al.* Artificial intelligence for detection of intracranial haemorrhage on head computed tomography scans: diagnostic accuracy in Hong Kong. *Hong Kong Med J.* 2023 ; **29** (2) : 112-120. <https://doi:10.12809/hkmj209053>.
47. Frija G, Blažić I, Frush DP, Hierath M, Kawooya M, Donoso-Bach L *et al.* How to improve access to medical imaging in low- and middle-income countries ? *E Clinical Medicine.* 2021 ; **38** (1) : e101034. <https://doi:10.1016/j.eclim.2021.101034>.



48. Ganascia J-G. L'I.A. expliquée aux humains. Éditions du Seuil ; Paris 2024.
49. Russell SJ, Norvig P. Artificial Intelligence: A Modern Approach. 4^e éd. Prentice Hall ; New Jersey, 2020.
50. Hoang QT, Pham XH, Trinh XT, Le AV, Bui MV, Bui TT. An Efficient RNC-Based Method for Intracranial hemorrhage Segmentation from Computerized Tomography Imaging. *Journal of Imaging*. 2024 ; **10** (4):77. <https://doi.org/10.3390/jimaging10040077>
51. Xu Y, Liu X, Cao X, Huang C, Liu E, Qian S, et al. Artificial intelligence: A powerful paradigm for scientific research. *Innovation (Camb)*. 2021 ; **2** (4) : e100179. <https://doi.org/10.1016/j.xinn.2021.100179>.
52. Pinto-Coelho L. How Artificial Intelligence Is Shaping Medical Imaging Technology: A Survey of Innovations and Applications. *Bioengineering (Basel)*. 2023 ; **10** (12):1435. <https://doi.org/10.3390/bioengineering10121435>.
53. Mohamed K and Mona A. AI in diagnostic imaging: Revolutionising accuracy and efficiency. *Computer Methods and Programs in Biomedicine Update*, 2024 ; **5** (100146) 12. <https://doi.org/10.1016/j.cmpbup.2024.100146>.
54. Bian Y, Li J, Ye C, Jia X, Yang Q. Artificial intelligence in medical imaging: From task-specific models to large-scale foundation models. *Chin Med J (Engl)*. 2025 ; **138** (6) :651-663. <https://doi.org/10.1097/CM9.0000000000003489>.
55. Sarvamangala DR, Kulkarni RV. Convolutional neural networks in medical image understanding: a survey. *Evol Intell*. 2022 ; **15** (1) :1-22. <https://doi.org/10.1007/s12065-020-00540-3>.
56. World Health Organization. *Ethics and governance of artificial intelligence for health: WHO guidance*. Geneva : World Health Organization ; 2021. Available from: <https://apps.who.int/iris/handle/10665/341996>.
57. Regulatory Horizons Council. Regulation of artificial intelligence as a medical device. UK Government; 2023 [cited 2025 May 12]. Available on: <https://www.gov.uk/government/publications/regulation-of-artificial-intelligence-as-a-medical-device>
58. Titano JJ, Badgeley M, Schefflein J, Pain M, Su A, Cai M, et al. Automated deep-neural-network surveillance of cranial images for acute neurologic events. *Nat Med*. 2018 ; **24** (9) : 1337-1341. <https://doi.org/10.1038/s41591-018-0147-y>.
59. Alzubaidi L, Zhang J, Humaidi AJ. Review of deep learning: concepts, RNC architectures, challenges, applications, future directions. *J Big Data*. 2021 ; **8** (53). <https://doi.org/10.1186/s40537-021-00444-8>
60. Ginat D. Implementation of Machine Learning Software on the Radiology Worklist Decreases Scan View Delay for the Detection of Intracranial Hemorrhage on CT. *Brain Sci*. 2021; **11** (7): 832. <https://doi.org/10.3390/brainsci11070832>.
61. Lee H, Yune S, Mansouri M. An explainable deep-learning algorithm for the detection of acute intracranial haemorrhage from small datasets. *Nat Biomed Eng*. 2019 ; **3** (3) : 173–182. <https://doi.org/10.1038/s41551-018-0324-9>
62. Gevaert CM, Carman M, Rosman B. Fairness and accountability of AI in disaster risk management: Opportunities and challenges. *Patterns (NY)*. 2021 ; **2** (11) : e100363. <https://doi.org/10.1016/j.patter.2021.100363>
63. Adedinsewo DA, Onietan D, Morales-Lara AC, Sheriff SM, Afolabi BB, Kushimo OA, et al. Contextual challenges in implementing artificial intelligence for healthcare in low-resource environments: insights from the SPEC-AI Nigeria trial. *Front Cardiovasc Med*. 2025; **12** (3) :1516088. <https://doi.org/10.3389/fcvm.2025.1516088>
64. Sharma M, Luthra S, Joshi S, Kumar A. Implementing challenges of artificial intelligence: Evidence from public manufacturing sector of an emerging economy. *Gov Inf Q*. 2022 ; **39** (4) :101624. <https://doi.org/10.1016/j.giq.2021.101624>
65. Kbah Z, Gralla E. Understanding Enablers and Barriers for Deploying AI/ML in Humanitarian Organizations: the case of DRC's Foresight. *Proceedings of the IISE Annual Conference & Expo*. 2023 ; **12**(3) : 10448593. <https://par.nsf.gov/biblio/10448593>.



66. Wu Y, Iorga M, Badhe S, Zhang J, Cantrell DR, Tanhehco EJ, *et al.* Precise Image-level Localization of Intracranial Hemorrhage on Head CT Scans with Deep Learning Models Trained on Study-level Labels. *Radiol Artif Intell.* 2024 ; **6** (6) : e230296. <https://doi:10.1148/ryai.230296>.
67. Orenuga S, Jordache P, Mirzai D, Monteros T, Gonzalez E, Madkoor A, *et al.* Traumatic Brain Injury and Artificial Intelligence: Shaping the Future of Neurorehabilitation—A Review. *Life.* 2025; **15** (3) :424. <https://doi.org/10.3390/life15030424>
68. Korevaar DA, Bossuyt PM, McInnes MDF, Cohen JF. PRISMA-DTA for Abstracts: a new addition to the toolbox for test accuracy research. *Diagn Progn Res.* 2021 ; **5** (1):8. <https://doi:10.1186/s41512-021-00097-4>.
69. Whiting PF, Rutjes AW, Westwood ME, Mallett S, Deeks JJ, Reitsma JB, *et al.* QUADAS-2 Group. QUADAS-2: a revised tool for the quality assessment of diagnostic accuracy studies. *Ann Intern Med.* 2011 ; **155** (8) : 529-536. <https://doi:10.7326/0003-4819-155-8-201110180-00009>.

Comment citer cet article : Kpanya TM, Molua AA. Intégration de l'intelligence artificielle (IA) en tomodensitométrie pour la prise en charge des hémorragies intracrâniennes : une revue systématique de la littérature. *Ann. Afr. Med.* 2025; **19** (1): e6744-e6760. <https://dx.doi.org/10.4314/aamed.v19i1.17>