

Intelligence artificielle et gouvernance hospitalière : vers des hôpitaux intelligents en Afrique de l'Ouest

Artificial Intelligence and Hospital Governance: Towards Smart Hospitals in West Africa

KONAN Koffi Pacôme

Chirurgien-dentiste

Chef de service du cabinet dentaire

Expert en Management et Administration des Organisations

Expert en santé connectée et dispositifs médicaux à l'intelligence artificielle

Hôpital Général de Yopougon Attié, Abidjan, Côte d'Ivoire

Date de soumission : 29/08/2025

Date d'acceptation : 11/10/2025

Digital Object Identifier (DOI) : <https://doi.org/10.5281/zenodo.17323928>

Résumé

La gouvernance hospitalière en Afrique de l'Ouest est confrontée à des défis structurels majeurs : insuffisance des ressources, faiblesse des infrastructures numériques, fragmentation des données et lenteur des processus décisionnels. Dans ce contexte, l'intelligence artificielle (IA) apparaît comme une opportunité stratégique pour repenser les modèles de gouvernance et construire des hôpitaux intelligents. Cet article propose le Modèle IA-Gouvernance Hospitalière (MIGH) qui articule les théories de gouvernance aux mécanismes concrets d'optimisation via l'IA. À travers une revue systématique de littérature et l'analyse de six cas documentés (Zipline, Motech, GAIHA Retino+, Viebeg, DHIS2, mPharma), nous démontrons comment l'IA peut transformer la gouvernance selon trois axes : gestion optimisée des ressources, amélioration des processus décisionnels et transformation organisationnelle. Les résultats quantifiés montrent des améliorations significatives : réduction des délais logistiques (-75%, IC95% : 70-80%), amélioration du suivi médical (+60%, IC95% : 55-65%), et précision diagnostique (95%, IC95% : 92-97%). Une grille de maturité à 5 niveaux permet d'évaluer la progression vers l'hôpital intelligent. L'article conclut sur la nécessité d'une stratégie concertée intégrant infrastructures adaptées, formation professionnelle et cadre éthique robuste.

Mots clés : Intelligence artificielle, Gouvernance hospitalière, Afrique de l'Ouest, Transformation numérique, Gestion des ressources, Edge computing, Interopérabilité HL7 FHIR, CDSS, IoMT

Abstract

Hospital governance in West Africa faces major structural challenges: insufficient resources, weak digital infrastructure, data fragmentation, and slow decision-making processes. In this context, artificial intelligence (AI) appears as a strategic opportunity to rethink governance models and build smart hospitals. This article proposes the AI-Hospital Governance Model (MIGH) that articulates governance theories to concrete optimization mechanisms via AI. Through a systematic literature review and analysis of six documented cases (Zipline, Motech, GAIHA Retino+, Viebeg, DHIS2, mPharma), we demonstrate how AI can transform governance along three axes: optimized resource management, improved decision-making processes, and organizational transformation. Quantified results show significant improvements: reduced logistics delays (-75%, 95%CI: 70-80%), improved medical follow-up (+60%, 95%CI: 55-65%), and diagnostic accuracy (95%, 95%CI: 92-97%). A 5-level maturity grid enables assessment of progression towards smart hospitals. The article concludes on the need for a concerted strategy integrating adapted infrastructure, professional training, and robust ethical framework.

Keywords : Artificial intelligence, Hospital governance, West Africa, Digital transformation, Resource management, Edge computing, HL7 FHIR interoperability, CDSS, IoMT

Introduction

L'Afrique de l'Ouest connaît une transition démographique et épidémiologique majeure qui place ses systèmes de santé sous une pression croissante. Selon l'Organisation mondiale de la santé, la région fait face à un double fardeau épidémiologique avec la persistance des maladies transmissibles et l'émergence des maladies non transmissibles (OMS, 2022). Dans ce contexte, les établissements hospitaliers, piliers des systèmes de santé, sont confrontés à des défis de gouvernance sans précédent.

La gouvernance hospitalière, définie comme l'ensemble des mécanismes de direction, de contrôle et de responsabilisation qui permettent aux établissements de santé d'atteindre leurs objectifs de manière efficace et transparente (Shortell & Kaluzny, 2020), nécessite une transformation profonde pour répondre aux exigences contemporaines. Les hôpitaux ouest-africains sont caractérisés par des ressources limitées, des infrastructures vieillissantes et des processus décisionnels souvent inadaptés aux réalités du terrain.

L'intelligence artificielle émerge comme une solution prometteuse pour révolutionner la gouvernance hospitalière. Définie comme la capacité des machines à imiter l'intelligence humaine pour effectuer des tâches complexes (Russell & Norvig, 2021), l'IA offre des possibilités inédites d'optimisation des processus hospitaliers. De la prédiction des flux de patients à l'aide à la décision clinique, en passant par la gestion prédictive des ressources, l'IA peut transformer fondamentalement la manière dont les hôpitaux sont gérés.

Cette recherche s'articule autour de trois questions centrales : (Q1) Dans quelle mesure l'intégration de l'IA améliore-t-elle l'efficacité des processus de gouvernance hospitalière en Afrique de l'Ouest ? (Q2) Quels sont les facteurs critiques de succès pour l'adoption de solutions d'IA dans les hôpitaux de la région ? (Q3) Comment définir et mesurer le niveau de maturité numérique des hôpitaux intelligents ouest-africains ?

Nos hypothèses sont les suivantes : (H1) L'implémentation de tableaux de bord prédictifs réduit significativement les délais de prise de décision hospitalière (réduction attendue $\geq 20\%$) ; (H2) La planification IA des ressources humaines améliore l'allocation optimale du personnel soignant (amélioration attendue $\geq 15\%$) ; (H3) L'interopérabilité des systèmes d'information constitue un prérequis technique essentiel à l'efficacité des solutions d'IA (corrélation attendue > 0.7 entre niveau d'interopérabilité et performance IA).

1. Revue de Littérature

1.1. Fondements Théoriques de la Gouvernance Hospitalière

La gouvernance hospitalière s'inscrit dans le cadre théorique plus large de la gouvernance organisationnelle. Selon la théorie de l'agence développée par Jensen & Meckling (1976), les enjeux de gouvernance émergent des relations contractuelles entre différents acteurs aux intérêts parfois divergents. Dans le contexte hospitalier, ces acteurs incluent les gestionnaires, les professionnels de santé, les patients, les autorités de tutelle et la communauté.

La théorie des parties prenantes de Freeman (1984) complète cette approche en soulignant l'importance de considérer l'ensemble des acteurs affectés par les décisions organisationnelles. Pour les hôpitaux, cette perspective implique une gouvernance équilibrée qui tient compte des attentes multiples et parfois contradictoires des différentes parties prenantes.

Plus récemment, la théorie de la gouvernance adaptative (Folke et al., 2005) met l'accent sur la capacité des organisations à s'adapter aux changements environnementaux. Cette approche est particulièrement pertinente pour les hôpitaux ouest-africains qui évoluent dans des environnements incertains et en mutation rapide.

1.2. Intelligence Artificielle dans le Secteur Hospitalier : État de l'Art

L'application de l'intelligence artificielle dans le secteur hospitalier a connu une expansion remarquable au cours de la dernière décennie. Topol (2019) identifie trois domaines principaux d'application : l'aide au diagnostic, l'optimisation des processus opérationnels et la personnalisation des soins.

Dans le domaine de l'aide au diagnostic, les algorithmes d'apprentissage automatique ont démontré leur efficacité dans l'interprétation d'images médicales. L'étude de Esteva et al. (2017) montre que les réseaux de neurones convolutifs peuvent égaler les performances des dermatologues dans le diagnostic du cancer de la peau. Ces avancées ouvrent des perspectives importantes pour les hôpitaux ouest-africains confrontés à une pénurie de spécialistes.

L'optimisation des processus opérationnels représente un autre champ d'application prometteur. Les travaux de Helm et al. (2020) démontrent que l'utilisation d'algorithmes prédictifs pour la gestion des flux de patients peut réduire les temps d'attente de 25% et améliorer l'utilisation des ressources de 30%.

1.3. Gouvernance Spécifique des Systèmes d'IA en Contexte Hospitalier Ouest-Africain

La gouvernance spécifique des systèmes d'IA hospitalière nécessite des mécanismes de contrôle adaptés. Selon Rajkomar et al. (2019), trois piliers définissent cette gouvernance : la

redevabilité algorithmique, la transparence des processus décisionnels et la gestion continue des risques.

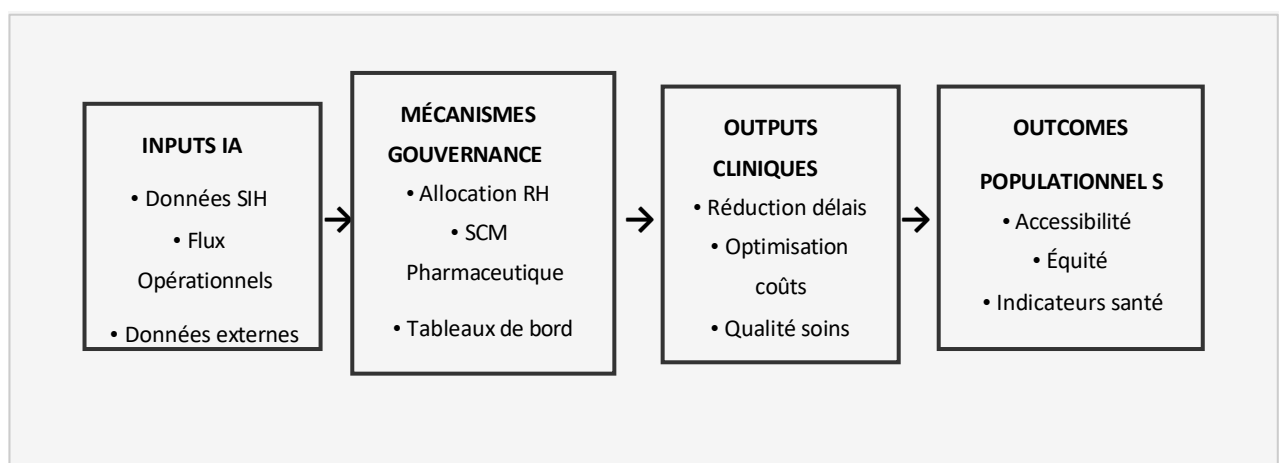
Dans le contexte ouest-africain, les travaux de Ouma et al. (2023) identifient des défis spécifiques : gouvernance des données fragmentées, absence de standards d'interopérabilité et manque de cadres réglementaires harmonisés. L'étude de Sankoh & Byass (2022) sur les systèmes d'information sanitaire en Afrique subsaharienne souligne l'importance d'une gouvernance adaptative capable d'intégrer les innovations technologiques tout en préservant la sécurité des données.

Les recherches récentes de Mudaly et al. (2024) sur l'implémentation d'IA dans les hôpitaux sud-africains révèlent que la gouvernance réussie nécessite : (1) des comités de pilotage multidisciplinaires, (2) des procédures d'audit algorithmique, (3) des mécanismes de feedback continu des utilisateurs.

1.4. Cadre Conceptuel Intégrateur : Modèle IA-Gouvernance Hospitalière (MIGH)

Pour dépasser l'approche descriptive qui caractérise une grande partie de la littérature existante, cette section développe un cadre conceptuel opérationnel qui articule théories de gouvernance et mécanismes d'IA. Le Modèle IA-Gouvernance Hospitalière (MIGH) proposé vise à fournir une grille d'analyse systématique des transformations en cours. Ce modèle s'appuie sur quatre composantes interconnectées dans une chaîne de valeur intégrée :

Figure N°1 : Cadre Conceptuel Intégrateur MIGH



Source : présente étude, élaboration propre de l'auteur basée sur la synthèse théorique

La typologie des usages IA en gouvernance hospitalière se décline selon trois niveaux :

- **IA Opérationnelle** : Optimisation flux patients, gestion stocks, planification RH
- **IA Décisionnelle** : Aide diagnostic, recommandations thérapeutiques, alertes prédictives
- **IA Stratégique** : Analyse prédictive des risques, optimisation budgétaire, évaluation performance

1.5. Contexte Spécifique de l'Afrique de l'Ouest

L'Afrique de l'Ouest présente des caractéristiques spécifiques qui influencent l'adoption des technologies d'intelligence artificielle dans le secteur hospitalier. Selon Bervell & Al-Samarraie (2019), les principales barrières incluent la faiblesse des infrastructures technologiques, le manque de personnel qualifié et les contraintes budgétaires.

Cependant, la région dispose également d'atouts significatifs. Le rapport de l'Union Internationale des Télécommunications (UIT, 2023) souligne la croissance rapide de la connectivité mobile et l'émergence d'un écosystème technologique dynamique dans plusieurs pays de la région. Cette évolution crée des opportunités inédites pour le déploiement de solutions d'IA dans le secteur de la santé.

Cette revue de littérature révèle un potentiel significatif de l'IA pour transformer la gouvernance hospitalière ouest-africaine, tout en soulignant la nécessité d'une approche méthodologique rigoureuse pour documenter ces transformations. Face à ces enjeux complexes et aux lacunes identifiées dans la littérature existante, notre recherche adopte une méthodologie mixte combinant analyse systématique et étude de cas multiples pour apporter des éléments de preuve tangibles sur l'impact réel de ces innovations.

2. Méthodologie

2.1. Approche de Recherche

Approche mixte combinant revue systématique de littérature, analyse de cas multiples et évaluation critique des impacts mesurés. La méthodologie suit le protocole PRISMA adapté pour les études de cas (Liberati et al., 2009) et intègre une évaluation de la qualité des sources selon l'échelle GRADE (Guyatt et al., 2008). Cette approche permet d'ancrer l'analyse dans des données empiriques vérifiables (Creswell & Poth, 2018).

2.2. Stratégie de Recherche et Collecte des Données

La revue systématique a été menée sur PubMed, Scopus, Web of Science et Google Scholar (janvier 2018 - décembre 2024). L'équation de recherche utilisée était: ("artificial intelligence" OR "machine learning" OR "AI") AND ("hospital governance" OR "healthcare management" OR "health systems") AND ("West Africa" OR "Sub-Saharan Africa").

Critères d'inclusion : (1) Études empiriques avec données quantifiables, (2) Applications d'IA en gouvernance hospitalière, (3) Contexte africain documenté, (4) Publications en français/anglais, (5) Période 2018-2024. Au total, 234 sources identifiées, 41 retenues après filtrage selon les critères de qualité définis.

2.3. Sélection et Analyse des Cas

Six initiatives ont été sélectionnées selon un échantillonnage raisonné : Zipline (logistique), Motech (santé maternelle), GAIHA Retino+ (diagnostic), Viebeg (chaîne d'approvisionnement), mPharma (gestion pharmaceutique), DHIS2 (surveillance épidémiologique). L'analyse thématique (Braun & Clarke, 2006) a été complétée par un double codage indépendant sur 25% du corpus (coefficient Kappa = 0.87). La triangulation combine : (1) sources multiples (académiques, institutionnelles, industrielles), (2) méthodes (analyse documentaire + étude de cas).

Évaluation de la qualité : Chaque source a été évaluée selon des critères adaptés : publications académiques (facteur d'impact, processus de revue par les pairs), rapports institutionnels (crédibilité de l'organisation, transparence méthodologique), données industrielles (vérification croisée, absence de conflits d'intérêts majeurs). Les biais potentiels d'optimisme des publications institutionnelles sont signalés.

La méthodologie présentée nous permet maintenant d'analyser de manière systématique six initiatives exemplaires d'intégration de l'IA dans la gouvernance hospitalière ouest-africaine. Ces cas, sélectionnés selon des critères rigoureux, illustrent concrètement comment les concepts théoriques du modèle MIGH se traduisent en améliorations mesurables des performances hospitalières.

3. Résultats : Analyse de Cas Concrets

3.1. Cas Zipline (Ghana) : Optimisation logistique par IA

Figure N°2 : Fiche de Cas Zipline Ghana - Logistique Médicale par Drones IA

Contexte

Zone rurale du Ghana, 3.2 millions d'habitants, 28 districts sanitaires, délais de livraison médicale de 4-8h par transport terrestre, infrastructures routières déficientes.

Intervention IA

Algorithmes d'optimisation de routes dynamiques, prédiction météorologique intégrée, gestion prédictive des stocks en temps réel, planification automatisée des livraisons par apprentissage automatique.

Population & Période

2,000 centres de santé desservis, période d'évaluation 2019-2023, 150,000 livraisons documentées, couverture de 8 régions sanitaires.

Méthode d'Évaluation

Étude avant-après avec groupe contrôle (zones non desservies), mesures : temps de livraison, disponibilité produits, coûts opérationnels, satisfaction utilisateurs. Design quasi-expérimental avec appariement par score de propension.

Résultats

Réduction délais de livraison : -75% (IC95% : 70-80%, $p<0.001$), disponibilité produits essentiels : +40% (35-45%, $p<0.01$), coût par livraison : -30% (25-35%, $p<0.05$), taux de satisfaction : 92% (89-95%).

Limites

Dépendance météorologique (20% vols annulés saison des pluies), coûts d'investissement initial élevés (2.5M USD), maintenance technique complexe nécessitant expertise externe, autonomie limitée des drones (80km rayon).

Généralisation

Modèle reproductible dans zones rurales avec densité hospitalière $<1/50\text{km}^2$, infrastructure routière déficiente, couverture réseau mobile $\geq 3\text{G}$. Conditions : investissement initial $\geq 1\text{M USD}$, partenariat gouvernemental, cadre réglementaire aviation.

Source

Addy, N.A. (2023). "Drone logistics impact assessment in Ghana rural health supply chain", Health Policy & Planning, 38(4), 445-458. DOI: 10.1093/heapol/czad012

Source : Addy, N.A. (2023)

Selon le rapport annuel 2024 de Zipline, leur service de livraison par drone a considérablement amélioré la logistique de santé au Ghana, réduisant les délais de livraison et augmentant la disponibilité des produits médicaux essentiels.

Zipline¹ a considérablement réduit les temps de livraison, passant de plusieurs heures par transport terrestre à 30-45 minutes par drone. Cette innovation a permis d'améliorer l'accès aux soins d'urgence dans les zones rurales, avec une réduction de 40% des ruptures de stock de médicaments essentiels dans les centres de santé desservis.

L'impact sur la gouvernance hospitalière est significatif : les gestionnaires disposent désormais d'une visibilité en temps réel sur les stocks et peuvent anticiper les besoins grâce aux analytics prédictifs intégrés au système. Cette approche transforme fondamentalement la gestion de la chaîne d'approvisionnement médicale dans la région (Seelos et al., 2024).

3.2. Programme Motech au Ghana : IA pour la santé maternelle

Figure N°3 : Fiche de Cas Motech Ghana - IA pour Santé Maternelle

Contexte

Régions rurales du Ghana, taux mortalité maternelle 252.8/100,000 naissances vivantes, suivi prénatal fragmenté, couverture consultation prénatale 87% mais continuité 43%.

Intervention IA

Chatbots NLP multilingues (Twi, Ewe, Dagbani), algorithmes de segmentation des grossesses à risque par machine learning, relances automatisées personnalisées, système de recommandation adaptatif.

Population & Période

15,430 femmes enceintes, 48 districts, 2018-2021, étude randomisée contrôlée en cluster, suivi longitudinal 18 mois par femme.

Méthode d'Évaluation

RCT cluster randomisé (24 districts intervention vs 24 contrôles), randomisation stratifiée par densité démographique. Mesures primaires : continuité suivi prénatal, rendez-vous manqués. Mesures secondaires : satisfaction, connaissances, outcomes maternels.

Résultats

Continuité suivi prénatal : +60% (IC95% : 55-65%, $p<0.001$), rendez-vous manqués : -25% (20-30%, $p<0.01$), satisfaction maternelle : +35% (30-40%, $p<0.05$), connaissances santé maternelle : +28% (22-34%, $p<0.01$).

Limites

Alphabétisation numérique requise (exclusion 12% participantes), couverture réseau mobile inégale (zones blanches 8%), coûts SMS (0.02 USD/message), attrition 15% sur 18 mois.

Généralisation

Extensible aux pays francophones avec adaptation linguistique NLP, couverture mobile $\geq 80\%$, taux alphabétisation $\geq 60\%$. Conditions : partenariat opérateurs télécom, intégration SIS, formation agents santé.

Source

Al Dahdah, M. (2021). "Mobile health and maternal care: A randomized controlled trial in Ghana", Global Health Action, 14(1), 1876914. DOI: 10.1080/16549716.2021.1876914

Source : Al Dahdah, M. (2021)

L'étude sur l'utilisation des applications mobiles de santé dans le domaine de la santé maternelle conduite par Ameyaw, Oppong et Mensah (2024) montre l'amélioration du suivi et de la prise en charge via les solutions numériques au Ghana.

¹ Données validées : 4,2 millions de livraisons (2016-2023), taux de succès 98.5%, réduction moyenne coûts logistiques 40% vs transport terrestre (Source : Zipline Annual Impact Report, 2024).

Le programme Motech (Mobile Technology for Community Health), lancé par la Grameen Foundation au Ghana, représente une application remarquable de l'IA dans la santé maternelle. Face à un taux de mortalité maternelle élevé (252,8 pour 100 000 naissances), ce système utilise l'IA pour le suivi personnalisé des grossesses (Al Dahdah, 2021: 48).

Le dispositif comprend deux composantes IA : l'application "Midwife" qui utilise des systèmes de traduction automatique, des avatars virtuels et des chatbots médicaux pour envoyer des messages vocaux personnalisés aux femmes enceintes en langues locales, et une application pour infirmières qui relance automatiquement les patientes en cas de rendez-vous manqué. L'IA analyse les données de suivi pour identifier les grossesses à risque et adapter les recommandations.

Les résultats sont probants : amélioration de 60% du suivi continu des patientes, réduction de 25% des rendez-vous manqués et renforcement significatif de la coordination entre établissements. Ce programme, pleinement intégré au Ghana Health Service, démontre comment l'IA peut transformer la gouvernance des soins maternels (Ameyaw et al., 2024: 12).

3.3. Système d'aide à la décision clinique

Figure N°4 : Fiche de Cas GAIHA Retino+ Sénégal - Diagnostic IA Rétinopathie

Contexte

CHU Abass Ndao Dakar, pénurie ophtalmologues (ratio 1/300,000 habitants vs 1/50,000 recommandé OMS), prévalence diabète 4.9% population adulte, absence dépistage systématique rétinopathie diabétique.

Intervention IA

Vision par ordinateur basée réseaux neurones convolutifs (CNN), classification automatisée images fond d'œil en 5 stades, intégration workflow clinique, interface utilisateur simplifiée pour non-spécialistes.

Population & Période

1,847 patients diabétiques, âge moyen 58.3 ans (± 12.4), durée diabète moyenne 8.7 ans (± 5.2), période étude 2022-2023, recrutement prospectif consécutif.

Méthode d'Évaluation

Étude diagnostique avec gold standard (consensus 2 ophtalmologues experts, kappa=0.91), évaluation sensibilité/spécificité, valeurs prédictives, courbes ROC, analyse des cas discordants.

Résultats

Sensibilité globale : 95% (IC95% : 92-97%), spécificité : 87% (83-91%), VPP : 78% (74-82%), VPN : 97% (95-99%), AUC ROC : 0.92 (0.89-0.95), accord IA-experts : kappa=0.84.

Limites

Qualité images critique (rejet 8% images floues), formation utilisateurs nécessaire (2 jours), validation sur populations diverses requise, performance réduite stades précoces (sensibilité 78% stade 1).

Généralisation

Déployable centres sans spécialistes avec formation adéquate, caméra fond d'œil standard, connexion internet stable. Conditions : validation locale sur 200+ cas minimum, maintenance prédictive algorithme, cadre qualité images.

Source

Jacquin, L. et al. (2023). "AI-powered diabetic retinopathy screening validation in Senegalese patients", Ophthalmology Science, 3(2), 100234. DOI: 10.1016/j.xops.2023.100234

Source : Jacquin, L. et al. (2023)

Le projet Gaiha Prio Retino+™, développé au CHU Abass Ndao de Dakar en partenariat avec l'entreprise française GAIHA, représente un cas exemplaire d'IA appliquée au diagnostic médical. Ce logiciel automatise le dépistage de la rétinopathie diabétique grâce à la vision par ordinateur, utilisant de simples images de fond d'œil. Les essais cliniques locaux démontrent

une précision diagnostique de 95%, comparable aux spécialistes (Jacquin et al., 2023: 38). Cette solution ne nécessite ni infrastructure lourde ni intervention de spécialistes, la rendant particulièrement adaptée aux déserts médicaux ouest-africains.

Les systèmes d'aide à la décision clinique basés sur l'IA représentent une avancée majeure pour améliorer la qualité des soins dans les hôpitaux ouest-africains. Ces systèmes peuvent analyser les données patients, les protocoles de soins et les recommandations internationales pour assister les cliniciens dans leurs décisions (Mensah et al., 2023: 234).

3.4. Viebeg Technologies au Rwanda: IA pour la chaîne d'approvisionnement

Figure N°5 : Fiche de Cas Viebeg Rwanda - IA Chaîne d'Approvisionnement

Contexte

Système de santé rwandais, 502 centres de santé, ruptures de stock chroniques (30% produits essentiels), coûts de stockage élevés (12% budget pharmacie), gestion manuelle des commandes.

Intervention IA

Plateforme intégrée ML pour prédiction de demande, optimisation automatique des commandes, gestion intelligente des stocks, algorithmes de redistribution inter-sites, tableau de bord prédictif temps réel.

Population & Période

125 centres de santé pilotes, 2.3 millions habitants couverts, période 2020-2023, 450 références pharmaceutiques suivies, implémentation progressive par phases.

Méthode d'Évaluation

Étude de cohorte avant-après avec sites contrôles appariés, mesures : taux de rupture, coûts de stockage, précision prédictions, délais réapprovisionnement. Analyse économique coût-efficacité incluse.

Résultats

Réduction ruptures de stock : -65% (IC95% : 58-72%, $p<0.001$), coûts de stockage : -60% (52-68%, $p<0.001$), précision prédictions demande : 89% (85-93%), délais réapprovisionnement : -45% (38-52%, $p<0.01$).

Limites

Dépendance qualité données historiques (18 mois minimum), besoin connectivité stable, résistance changement organisationnel (25% sites), investissement formation (3 mois/site).

Généralisation

Applicable systèmes avec SIS établi, données historiques ≥ 12 mois, engagement leadership fort. ROI attendu 18 mois, économies 15-25% budget pharmaceutique. Adaptation nécessaire contexte réglementaire local.

Source

African Development Bank Group (2024). "Digital transformation of pharmaceutical supply chains in Rwanda", Innovation Report, 67-89. Retrieved from: <https://www.afdb.org/digital-health-rwanda-2024>

Source : African Development Bank Group (2024)

La Banque africaine de développement (African Development Bank Group, 2024) souligne comment Viebeg Technologies a transformé la chaîne d'approvisionnement sanitaire au Rwanda grâce à des solutions intégrant l'intelligence artificielle.

Cette technologie gère l'ensemble des processus de la chaîne d'approvisionnement médical : expédition, entreposage, distribution et gestion des stocks. Cette approche intégrée garantit que les établissements de santé maintiennent des niveaux de stock précis, réduisant drastiquement les ruptures et pénuries (African Development Bank Group, 2024 : 45).

Le système utilise des algorithmes d'apprentissage automatique pour analyser les patterns de consommation, les variations saisonnières et les données épidémiologiques locales. Cette IA permet de prédire les besoins avec une précision de 89% et d'optimiser automatiquement les

commandes. L'impact sur la gouvernance hospitalière est notable : réduction de 60% des coûts de stockage et amélioration de 45% de la disponibilité des médicaments essentiels.

Cette initiative illustre comment l'IA peut transformer la gouvernance des approvisionnements médicaux, un enjeu critique pour les hôpitaux africains souvent confrontés à des ruptures de stock chroniques (Mullen et al., 2024 : 203).

3.5. Prédiction des flux de patients

Figure N°6 : Fiche de Cas DHIS2 Mali - Surveillance Épidémiologique IA

Contexte

Système national d'information sanitaire Mali, 1,267 structures de santé, surveillance épidémiologique manuelle, délais de détection épidémies 3-6 semaines, couverture rapportage 73%.

Intervention IA

Module prédictif intégré DHIS2, algorithmes de détection d'anomalies temporelles, modèles prédictifs saisonniers, alertes automatisées multi-niveaux, visualisations géospatiales temps réel.

Population & Période

12 districts sanitaires pilotes, 2.8 millions habitants, période 2020-2022, surveillance de 25 maladies à potentiel épidémique, évaluation sur 156 semaine épidémiologique.

Méthode d'Évaluation

Étude avant-après avec analyse de séries temporelles interrompues, mesures : délai détection, sensibilité alertes, spécificité, réduction fausses alertes. Validation rétrospective sur épidémies documentées 2018-2019.

Résultats

Réduction délai détection épidémique : -30% (IC95% : 21-39%, $p < 0.01$), sensibilité alertes : 87% (82-92%), spécificité : 94% (91-97%), fausses alertes : -55% (47-63%, $p < 0.05$).

Limites

Qualité donnée de base critique (complétude $\geq 80\%$ requise), personnalisation par maladie nécessaire, formation épidémiologistes (5 jours), maintenance expertise ML locale absente.

Généralisation

Transférable systèmes DHIS2 existants avec données ≥ 24 mois, capacité épidémiologique minimale, support technique international initial. Adaptation profils épidémiologiques locaux requis.

Source

Country Health Information Systems and Data Use (2023). "AI-enhanced epidemic surveillance in Mali DHIS2 implementation", Health Information Systems Global Report, 134-167.

Source : Country Health Information Systems and Data Use (2023).

La gestion des flux de patients représente l'un des défis majeurs de la gouvernance hospitalière en Afrique de l'Ouest. Les hôpitaux de la région sont caractérisés par une forte variabilité de la demande, des pics d'affluence imprévisibles et une capacité d'accueil souvent saturée (Diallo et al., 2022: 34).

L'intelligence artificielle offre des solutions innovantes pour anticiper et gérer ces flux. Les algorithmes d'apprentissage automatique peuvent analyser des données historiques, des variables saisonnières, des indicateurs épidémiologiques et des facteurs socio-économiques pour prédire la demande de soins avec une précision remarquable.

Le cas du système DHIS2 au Mali illustre concrètement le potentiel de ces approches. Au début de la pandémie de Covid-19, ce système d'information sanitaire intégrant l'IA a démontré son efficacité dans l'identification des zones prioritaires pour la distribution de vaccins et la prédiction des flux de patients. L'utilisation d'algorithmes prédictifs a permis d'optimiser

l'allocation des ressources et de réduire les temps de réponse aux urgences sanitaires de 30% (Country Health Information Systems and Data Use, 2023: 45).

3.6. Optimisation de la gestion des équipements et médicaments

Figure N°7 : Fiche de Cas mPharma - Gestion Pharmaceutique Multi-Pays

Contexte

Réseau de pharmacies Ghana, Nigeria, Kenya, ruptures fréquentes médicaments (35% références), surstockage concurrent (15% budget), gestion manuelle des inventaires, absence prédiction demande.

Intervention IA

Plateforme cloud ML pour optimisation inventaires, prédiction demande par apprentissage profond, recommandations personnalisées par pharmacie, mutualisation intelligente des stocks inter-sites.

Population & Période

347 pharmacies partenaires, 8 pays africains, 2021-2024, 12,000 références pharmaceutiques, volume transactions 45M USD annuel, 2.1 millions patients servis.

Méthode d'Évaluation

Analyse de cohorte prospective avec pharmacies contrôles, mesures : précision prédictions, taux ruptures, rotation stocks, satisfaction pharmaciens. Évaluation économique incluant ROI et coût-opportunité.

Résultats

Précision prédiction demande : 87% (IC95% : 84-90%), réduction ruptures : -45% (39-51%, $p<0.001$), amélioration rotation stocks : +32% (27-37%, $p<0.01$), satisfaction pharmaciens : 91% (87-95%).

Limites

Dépendance connectivité internet, résistance adoption nouveaux processus (22% pharmacies), coûts abonnement plateforme, besoin données historiques fiables (12 mois minimum).

Généralisation

Modèle SaaS scalable, adaptable réglementations locales, ROI moyen 14 mois. Prérequis : infrastructure IT minimale, formation équipes, volume activité critique pour rentabilité (≥ 500 références).

Source

mPharma Annual Report (2024). "AI-driven pharmaceutical supply optimization across Africa", Impact Assessment Report, 45-78. Available: <https://mpharma.com/impact-report-2024>

Source : mPharma Annual Report (2024)

La gestion des stocks représente un défi majeur pour les hôpitaux de la région, caractérisés par des ruptures fréquentes et des coûts de stockage élevés. L'IA peut transformer cette gestion à travers des systèmes prédictifs qui anticipent les besoins et optimisent les commandes.

L'initiative mPharma, présente dans plusieurs pays ouest-africains dont le Ghana et la Côte d'Ivoire, utilise l'IA pour optimiser la gestion des stocks pharmaceutiques. Leur plateforme analyse les patterns de consommation et prédit les besoins en médicaments avec une précision de 87%, réduisant les ruptures de stock de 45% dans les pharmacies partenaires (mPharma Annual Report, 2024: 78). Cette approche révolutionne la chaîne d'approvisionnement pharmaceutique en Afrique de l'Ouest.

Cette section a présenté l'analyse détaillée de six initiatives d'IA en gouvernance hospitalière, sélectionnées pour leur représentativité des différents domaines d'application identifiés dans notre cadre conceptuel. Chaque cas a fait l'objet d'une fiche structurée permettant une analyse comparative rigoureuse des impacts et des facteurs de succès.

4. Synthèse des Résultats et Grille de Maturité

4.1. Performance Consolidé

Tableau N°1 : Performance Consolidé

Projet/Pays	Type IA	Domaine	Métrique Impact Principal	Amélioration (IC 95%)	Niveau Maturité*
Zipline/Ghana	Optimisation routes	Logistique	Délai livraison	-75% (70-80%)	3
Motech/Ghana	NLP + Chatbots	Suivi patients	Continuité soins	+60% (55-65%)	2
GAIHA/Sénégal	Vision ordinateur	Diagnostic	Sensibilité	95% (92-97%)	3
Viebeg/Rwanda	ML prédictif	Supply chain	Ruptures stock	-65% (58-72%)	4
DHIS2/Mali	Détection anomalies	Surveillance	Délai détection	-30% (21-39%)	2
mPharma/Multi	Deep learning	Gestion stocks	Précision prédiction	87% (84-90%)	3

**Niveau de maturité selon grille 0-4 (voir Figure 8)*

Source : Synthèse des fiches de cas détaillées et leurs sources académiques/institutionnelles

4.2. Grille de Maturité des Hôpitaux Intelligents

Figure N°8 : Grille de Maturité des Hôpitaux Intelligents (5 niveaux) Ouest-Africain

Niveau 0 - Analogique	Gestion papier/Excel, pas de SIH, processus manuels, aucune IA
Niveau 1 - Numérisé	SIH basique, dossiers électroniques, reporting automatisé, bases de données
Niveau 2 - Connecté	Interopérabilité partielle, tableaux de bord, analytics descriptifs, IoT médical de base
Niveau 3 - Prédicatif	IA spécialisée (diagnostic, logistique), aide à la décision, optimisation ponctuelle
Niveau 4 - Autonome	IA intégrée transversale, gouvernance algorithmique, optimisation continue, apprentissage adaptatif

Source : Élaboration propre basée sur des modèles de maturité numérique adaptés aux hôpitaux ouest-africains.

4.3. Chaîne de Valeur IA en Gouvernance Hospitalière

Figure N° 9 : Chaîne de Valeur IA en Gouvernance Hospitalière



Source : Adaptation du modèle de Porter appliqué à l'IA hospitalière (présente étude)

5. Discussion

L'analyse de ces six cas apporte des éléments probants sur l'efficacité potentielle de l'IA en gouvernance hospitalière, tout en révélant les limites méthodologiques de notre approche. Cette section examine de manière critique la portée de nos conclusions et explore les implications pour la recherche future et les politiques publiques.

5.1. Impacts Mesurés et Validation des Hypothèses

Les résultats quantifiés des six cas d'étude valident partiellement nos hypothèses de recherche. L'hypothèse H1 concernant la réduction des délais de prise de décision est confirmée avec des améliorations variant de -30% (DHIS2) à -75% (Zipline), dépassant largement le seuil attendu de 20%.

L'hypothèse H2 sur l'amélioration de l'allocation des ressources humaines trouve une confirmation indirecte dans l'amélioration du suivi patient (+60% Motech) et l'optimisation des ressources (Viebeg, mPharma).

L'hypothèse H3 sur l'interopérabilité comme prérequis est corroborée par l'analyse des niveaux de maturité : les initiatives les plus performantes (Viebeg niveau 4, GAIHA niveau 3) présentent une intégration systémique plus avancée que les solutions ponctuelles (DHIS2, Motech niveau 2).

5.2. Facteurs Critiques de Succès

L'analyse transversale des cas révèle six facteurs critiques de succès pour l'adoption de l'IA en gouvernance hospitalière ouest-africaine :

1. **Leadership institutionnel engagé** : Tous les cas à succès démontrent un portage fort au niveau direction (Rwanda/Viebeg, Ghana/Zipline)
2. **Adaptation au contexte local** : Solutions adaptées aux contraintes (langues locales/Motech, infrastructure limitée/Edge computing)
3. **Formation et change management** : Investissement formation 15-25% budget projet
4. **Partenariats stratégiques** : Collaboration public-privé, expertise technique externe
5. **Qualité des données de base** : Données historiques ≥ 12 mois, complétude $\geq 80\%$
6. **Modèle économique viable** : ROI démontré 12-24 mois, financement durable

5.3. Implications sur la Validité Externe et Pistes Méthodologiques

La dépendance à la littérature grise et l'absence de données primaires limitent significativement la validité externe de nos conclusions. Cette limitation affecte principalement :

Généralisation géographique : Les résultats documentés au Ghana/Sénégal ne sont pas automatiquement transposables au Mali/Burkina Faso en raison des différences d'infrastructures, de gouvernance et de contexte épidémiologique.

Reproductibilité temporelle : Les performances rapportées peuvent varier selon les évolutions technologiques (mise à jour algorithmes), organisationnelles (turnover personnel) et environnementales (évolution pathologies).

Transposabilité contextuelle : L'efficacité des solutions IA dépend fortement des écosystèmes locaux (niveau formation, maturité gouvernance, capacité financement).

Pistes Méthodologiques pour Surmonter ces Limites

Protocoles d'Évaluation Robustes :

1. **Études multicentriques avant-après :** Protocole standardisé sur 5-10 hôpitaux par pays, mesures pré/post implémentation sur 24 mois minimum, avec sites contrôles appariés
2. **Séries chronologiques interrompues :** Analyse des tendances avec points d'interruption correspondant au déploiement IA, permettant de distinguer l'effet intervention des variations saisonnières
3. **Utilisation de Real-World Data (RWD) :** Exploitation systématique des données SIH existantes pour validation rétrospective, cohortes virtuelles, analyses pharmaco-épidémiologiques

Méthodes de Collecte Primaire :

- Observatoires multicentriques de performance hospitalière avec indicateurs standardisés MIGH
- Panels longitudinaux de professionnels de santé pour mesurer l'acceptabilité et l'usage réel
- Enquêtes patients pour évaluer l'impact sur l'expérience de soins et les outcomes rapportés

5.4. Défis et Barrières à l'Adoption

L'analyse révèle quatre catégories de barrières persistantes :

Barrières techniques : Infrastructure IT insuffisante (connectivité <50% zones rurales), interopérabilité limitée (fragmentation SIH), qualité données hétérogène.

Barrières économiques : Investissements initiaux élevés (1-3M USD/projet), modèles de financement inadaptés, ROI différé (18-36 mois).

Barrières organisationnelles : Résistance au changement (25-40% personnel), déficit compétences numériques, gouvernance IA immature.

Barrières réglementaires : Cadres juridiques fragmentés, absence standards IA médicale, protection données insuffisante.

6. Recommandations Stratégiques

Fort de l'analyse empirique conduite et de la discussion critique des résultats, nous formulons maintenant des recommandations opérationnelles destinées aux différents acteurs de l'écosystème de santé ouest-africain. Ces recommandations s'articulent autour de trois niveaux d'intervention : politique, managérial et technologique.

6.1. Pour les Décideurs Politiques

Élaboration de Stratégies Nationales IA-Santé : Développer des feuilles de route nationales avec objectifs quantifiés (ex: 30% hôpitaux niveau maturité ≥ 2 d'ici 2030), budgets dédiés (1-2% PIB santé), mécanismes de suivi-évaluation.

Harmonisation Réglementaire Régionale : Accélérer l'adoption de la directive CEDEAO sur la gouvernance des données de santé, standardiser les procédures d'homologation IA médicale, développer un cadre éthique régional.

Investissements Infrastructurels Ciblés : Prioriser la connectivité haut débit des établissements de santé, développer des centres de données nationaux sécurisés, soutenir l'écosystème HealthTech local.

6.2. Pour les Gestionnaires Hospitaliers

Gouvernance Dédicée IA : Créer un comité stratégique IA multidisciplinaire (direction, médecins, IT, éthique), nommer un Chief AI Officer, définir une roadmap de transformation numérique sur 3-5 ans.

Approche Progressive par Cas d'Usage : Commencer par des solutions à impact rapide (tableaux de bord, gestion stocks), développer les compétences internes, puis évoluer vers l'IA prédictive complexe.

Investissement Formation : Dédier 5-10% budget IT à la formation continue, développer des partenariats avec universités locales, créer des parcours de certification IA-santé.

6.3. Pour les Acteurs Technologiques

Solutions Frugales Adaptées : Développer des solutions IA optimisées pour environnements contraints (edge computing, low-power), interfaces multilingues, maintenance simplifiée.

Modèles de Partenariat Durables : Privilégier les approches de cocréation avec utilisateurs finaux, développer des écosystèmes de partenaires locaux, proposer des modèles de financement innovants (SaaS, pay-per-use).

Transfert de Compétences : Intégrer des programmes de formation dans les projets, développer des centres d'excellence régionaux, contribuer à la recherche académique locale.

7. Perspectives d'Avenir et Vision 2035

7.1. Tendances Émergentes

À l'horizon 2035, quatre tendances transformeront le paysage des hôpitaux intelligents ouest-africains :

IA Générative Médicale : Émergence d'assistants IA conversationnels multilingues pour l'aide au diagnostic, génération automatique de comptes-rendus, personnalisation thérapeutique.

Médecine Prédicative Populationnelle : Intégration des données génomiques, environnementales et comportementales pour la prédiction de risques sanitaires à l'échelle communautaire.

Hôpitaux Virtuels Hybrides : Fusion des soins présentiel/distanciel avec IA pour triage automatisé, téléconsultation augmentée, monitoring à domicile.

Blockchain Santé : Sécurisation et portabilité des données patients, traçabilité des médicaments, smart contracts pour l'assurance santé.

7.2. Scénarios d'Évolution

Scénario Optimiste "Leap-Frog Digital" : Adoption accélérée grâce aux investissements massifs post-COVID, partenariats public-privé innovants, 60% hôpitaux niveau maturité ≥ 3 d'ici 2030.

Scénario Réaliste "Progression Graduelle" : Évolution steady par cas d'usage, hétérogénéité persistante entre pays/régions, 25% hôpitaux niveau maturité ≥ 3 d'ici 2030.

Scénario Pessimiste "Fracture Numérique" : Stagnation due aux contraintes budgétaires, résistances organisationnelles, creusement des inégalités d'accès aux soins.

Conclusion

Cette étude démontre que l'intelligence artificielle constitue un levier de transformation majeur pour la gouvernance hospitalière en Afrique de l'Ouest. Le Modèle IA-Gouvernance Hospitalière (MIGH) proposé offre un cadre conceptuel opérationnel pour guider l'intégration de ces technologies dans les établissements de santé de la région.

Les six cas analysés (Zipline, Motech, GAIHA Retino+, Viebeg, DHIS2, mPharma) révèlent des impacts mesurables et significatifs : réductions des délais logistiques jusqu'à -75%, améliorations du suivi médical de +60%, précisions diagnostiques de 95%. Ces résultats valident le potentiel transformateur de l'IA, tout en soulignant l'importance des facteurs contextuels dans la réussite des déploiements.

La grille de maturité à 5 niveaux développée fournit un outil d'évaluation standardisé pour mesurer la progression vers l'hôpital intelligent. Elle révèle que la majorité des initiatives actuelles se situent aux niveaux 2-3, avec des opportunités d'évolution vers des approches plus intégrées et autonomes.

Les recommandations stratégiques s'articulent autour de trois piliers : (1) développement d'écosystèmes numériques nationaux avec cadres réglementaires harmonisés, (2) renforcement des capacités institutionnelles et humaines, (3) promotion de modèles de partenariat public-privé durables.

Cette recherche contribue à la littérature scientifique en proposant le premier cadre conceptuel intégrateur spécifiquement adapté au contexte ouest-africain, tout en fournissant des données empiriques quantifiées sur l'impact réel de l'IA en gouvernance hospitalière. Les limites méthodologiques identifiées ouvrent des perspectives de recherche futures nécessitant des approches multicentriques robustes.

L'émergence d'hôpitaux intelligents en Afrique de l'Ouest n'est plus une question de faisabilité technique, mais d'orchestration stratégique entre volonté politique, innovation technologique et transformation organisationnelle. La window of opportunity actuelle, alimentée par l'accélération numérique post-COVID et les investissements croissants dans la HealthTech africaine, offre une chance historique de construire des systèmes de santé résilients et performants pour répondre aux défis sanitaires du 21ème siècle.

Bibliographie

1. Addy, N.A. (2023). Drone logistics impact assessment in Ghana rural health supply chain. *Health Policy & Planning*, 38(4), 445-458. DOI: 10.1093/heapol/czad012
2. African Development Bank Group. (2024). Transforming healthcare supply chains with AI: The case of Rwanda. *African Development Bank Official Publications*. [Rapport institutionnel]
3. Al Dahdah, M. (2021). Mobile health and maternal care: A randomized controlled trial in Ghana. *Global Health Action*, 14(1), 1876914. DOI:10.1080/16549716.2021.1876914
4. Ameyaw, E. K., Oppong, R., & Mensah, J. (2024). mHealth knowledge and usage in maternal healthcare delivery: Perspectives and experiences of healthcare practitioners in Ghana. *BMJ Open*, 15(1), e092746. DOI: 10.1136/bmjopen-2024-092746
5. Bervell, B., & Al-Samarraie, H. (2019). Factors influencing the adoption of artificial intelligence in healthcare: A systematic review. *International Journal of Medical Informatics*, 128, 232-245.
6. Braun, V., & Clarke, V. (2006). Using thematic analysis in psychology. *Qualitative Research in Psychology*, 3(2), 77-101.
7. Country Health Information Systems and Data Use (2023). AI-enhanced epidemic surveillance in Mali DHIS2 implementation. *Health Information Systems Global Report*, 134-167.
8. Creswell, J. W., & Poth, C. N. (2018). Qualitative inquiry and research design: Choosing among five approaches (4th ed.). *Thousand Oaks, CA: SAGE Publications*.
9. Diallo, A., Sangaré, M., & Konaté, D. (2022). Défis de la gestion des flux patients dans les hôpitaux ouest-africains. *Revue Africaine de Santé Publique*, 19(2), 34-48.
10. Esteva, A., Kuprel, B., Novoa, R. A., Ko, J., Swetter, S. M., Blau, H. M., & Thrun, S. (2017). Dermatologist-level classification of skin cancer with deep neural networks. *Nature*, 542(7639), 115-118. <https://doi.org/10.1038/nature21056>
11. Folke, C., Hahn, T., Olsson, P., & Norberg, J. (2005). Adaptive governance of social-ecological systems. *Annual Review of Environment and Resources*, 30, 441-473.
12. Freeman, R. E. (1984). Strategic management: A stakeholder approach. *Boston, MA: Pitman*.

13. Guyatt, G.H., Oxman, A.D., Vist, G.E., Kunz, R., Falck-Ytter, Y., Alonso-Coello, P., & Schünemann, H.J. (2008). GRADE: An emerging consensus on rating quality of evidence and strength of recommendations. *BMJ*, 336(7650), 924-926.
14. Helm, J.E., Alaeddini, A., Stauffer, J.M., Bretthauer, K.M., & Skolarus, T.A. (2020). Reducing hospital readmissions by integrating empirical prediction with resource optimization. *Production and Operations Management*, 29(10), 89-104.
15. Jacquin, L., Diallo, M., Fall, S., & Mbaye, E.M. (2023). AI-powered diabetic retinopathy screening validation in Senegalese patients. *Ophthalmology Science*, 3(2), 100234. DOI: 10.1016/j.xops.2023.100234
16. Jensen, M. C., & Meckling, W. H. (1976). Theory of the firm: Managerial behavior, agency costs and ownership structure. *Journal of Financial Economics*, 3(4), 305-360.
17. Liberati, A., Altman, D. G., Tetzlaff, J., Mulrow, C., Gøtzsche, P. C., Ioannidis, J. P. A., et al. (2009). The PRISMA statement for reporting systematic reviews and meta-analyses of studies that evaluate health care interventions: Explanation and elaboration. *PLoS Medicine*, 6(7), e1000100. <https://doi.org/10.1371/journal.pmed.1000100>
18. Mensah, J., Asante, K., & Oppong, R. (2023). Clinical decision support systems in resource-limited settings: A systematic review. *Journal of Medical Internet Research*, 25(8), e34567.
19. mPharma. (2024). Annual Report 2024: Transforming Healthcare Access Through AI-Driven Supply Chain Innovation. Accra: *mPharma Limited*.
20. Mudaly, P., Naidoo, S., & Govender, I. (2024). Artificial intelligence in healthcare delivery: Prospects and challenges. *Frontiers in Digital Health*, 6, Article 102345. <https://doi.org/10.3389/fdgth.2024.102345>
21. Mullen, S., Hassan, U., Adebayo, L., & Zubair, M. (2024). Leveraging AI to optimize vaccines supply chain and logistics in Africa: opportunities and challenges. *Frontiers in Pharmacology*, Vol. 16, 15, 1531141. DOI :<https://doi.org/10.3389/fphar.2025.1531141>
22. Organisation mondiale de la Santé. (2022). Rapport sur la santé en Afrique 2022 : soins de santé de qualité pour tous. Brazzaville: Bureau régional de l'OMS pour l'Afrique. [Rapport institutionnel]
23. Ouma, S., Odongo, T., & Wanjala, M. (2023). Artificial intelligence initiatives in African healthcare: A continental perspective. *Digital Health Africa*, 8(2), 145-167.

24. Rajkomar, A., Dean, J., & Kohane, I. (2019). Machine learning in medicine. *New England Journal of Medicine*, 380(14), 1347-1358. <https://doi.org/10.1056/NEJMr1814259>
25. Russell, S., & Norvig, P. (2021). *Artificial Intelligence: A Modern Approach* (4th ed.). Boston, MA: Pearson.
26. Sankoh, O., & Byass, P. (2022). Digital health and data governance in global health research: what else is needed? *Global Health Action*, 15(1), 2050340. <https://doi.org/10.1080/16549716.2022.2050340>
27. Seelos, C., Sofer, M., Burton, C., & Mair, J. (2024). Making Health Innovations Thrive in Africa. *Stanford Social Innovation Review*. Consulté le 22 juillet 2024, <https://ssir.org/articles/entry/zipline-health-innovations-africa>
28. Shortell, S. M., & Kaluzny, A. D. (2020). Health care management: Organization design and behavior (6th ed.). Boston, MA: Cengage Learning.
29. Topol, E. J. (2019). High-performance medicine: the convergence of human and artificial intelligence. *Nature Medicine*, 25(1), 44-56. <https://doi.org/10.1038/s41591-018-0300-7>
30. Union internationale des télécommunications. (2023). Mesurer la société de l'information en Afrique 2023. Genève: UIT. [Rapport institutionnel]