



ISSN: 0976-3376

Available Online at <http://www.journalajst.com>

ASIAN JOURNAL OF
SCIENCE AND TECHNOLOGY

Asian Journal of Science and Technology
Vol. 17, Issue, 06, pp. 14368-14374, June, 2026

RESEARCH ARTICLE

MATHÉMATIQUES ET INTELLIGENCE ARTIFICIELLE EN AFRIQUE: FONDEMENTS THÉORIQUES, APPRENTISSAGE FÉDÉRÉ ET TRAJECTOIRES D'UNE SOUVERAINETÉ NUMÉRIQUE ENDOGÈNE

Dr. Hassata Samassi

Enseignante-Chercheuse, Departement Institut De Recherche En Mathematiques (Irma), Universite Felix Houphouët-Boigny, Cocody, Cote D'ivoire

ARTICLE INFO

Article History:

Received 24th March, 2026
Received in revised form
16th April, 2026
Accepted 28th May, 2026
Published online 30th June, 2026

Key words:

Intelligence Artificielle; Apprentissage Fédéré; Mathématiques Appliquées; Afrique; Souveraineté Numérique; Éthique; Ubuntu; codes MSC.

*Corresponding author:
Dr. Hassata Samassi

ABSTRACT

Contexte: L'intégration de l'intelligence artificielle (IA) en Afrique constitue à la fois une opportunité de développement socio-économique et un défi structurel majeur, marqué par une fracture numérique, une dépendance technologique et une sous-représentation des perspectives africaines dans la gouvernance mondiale de l'IA. **Objectifs:** Cette étude propose un cadre intégré reliant les fondements mathématiques de l'IA (algèbre linéaire, optimisation convexe, théorie des matrices aléatoires, analyse fonctionnelle) aux contraintes contextuelles africaines, en testant l'hypothèse selon laquelle l'apprentissage fédéré (Federated Learning, FL) constitue une solution viable face aux limites infrastructurelles. **Méthodes:** L'approche combine une revue bibliométrique (63 000 publications indexées Scopus, période 2013-2025), une modélisation formelle des algorithmes d'agrégation (FedAvg, FedProx, SCAFFOLD, FedAlign) et une analyse documentaire de stratégies nationales et d'études de cas multi-pays ($n = 8-47$ pays africains selon les sous-études). **Résultats:** L'Afrique représente 2 % de l'usage mondial de l'IA et 0,06 % des publications de haut niveau en vision par ordinateur ; aucun des 100 premiers clusters HPC n'y est localisé. Les protocoles d'apprentissage fédéré adaptés (AFFL) réduisent les rounds de communication de 60-70 %, améliorent l'équité institutionnelle de 56 à 68 % et maintiennent une précision $> 0,85$ sous 90 % de défaillance de nœuds. Le cadre FAEL (47 pays) détecte les épidémies 4,2 jours plus tôt ($R^2 = 0,847$). **Discussion:** Les résultats valident l'hypothèse de l'apprentissage fédéré comme levier de souveraineté, à condition d'être couplé à une éthique endogène inspirée de l'Ubuntu et à une indexation systématique des productions via les codes MSC (68T01, 90C15, 62F15). **Conclusion:** Le passage de l'Afrique du statut de consommateur à celui de créateur souverain d'IA exige une articulation tripartite : rigueur mathématique, frugalité algorithmique et ancrage éthico-culturel.

Citation: Dr Hassata Samassi. 2026. "Mathématiques et Intelligence Artificielle en Afrique: Fondements Théoriques, Apprentissage Fédéré et Trajectoires d'une Souveraineté Numérique Endogène", *Asian Journal of Science and Technology*, 17, (06), 14368-14374.

Copyright©2026, Hassata Samassi. This is an open access article distributed under the Creative Commons Attribution License, which permits unrestricted use, distribution, and reproduction in any medium, provided the original work is properly cited.

INTRODUCTION

L'intelligence artificielle s'est imposée, au cours des deux dernières décennies, comme un domaine charnière de l'innovation scientifique mondiale, dont les fondements reposent sur un appareil mathématique rigoureux mobilisant l'algèbre linéaire, l'analyse fonctionnelle, l'optimisation convexe et la théorie des probabilités (Yang *et al.*, 2025). Pour l'Afrique, l'enjeu est double : d'une part, l'IA offre des perspectives prometteuses pour le développement socio-économique, notamment dans les domaines de la santé, de l'agriculture et de l'éducation ; d'autre part, sa diffusion soulève des défis structurels relatifs aux inégalités numériques, à la dépendance technologique et au risque de « colonialisme numérique » (Arakpogun *et al.*, 2021 ; Mienye *et al.*, 2024 ; Eke *et al.*, 2023). L'analyse bibliométrique de Kondo et Diwani (2023), portant sur la période 2013-2022, et la revue de trente ans menée par Ezugwu *et al.* (2023) montrent que,

malgré une croissance significative des publications africaines, la contribution du continent demeure marginale dans les grandes revues internationales. Plus préoccupant encore, l'Afrique du Sud concentre à elle seule les cinq premières institutions productrices, signalant une fragmentation forte de l'écosystème scientifique continental (Tapo *et al.*, 2024).

Lacunes scientifiques identifiées (Research Gap): L'examen critique de la littérature met en évidence cinq lacunes principales:

- **Injustice épistémique:** la sous-représentation des perspectives africaines dans la gouvernance mondiale de l'IA (Mensah & van Wynsberghe, 2025; Segun *et al.*, 2025).
- **Carence d'études empiriques de terrain** capturant la complexité du déploiement réel sous contraintes infrastructurelles (Fabila *et al.*, 2025).

- **Absence de jeux de données représentatifs** des réalités africaines, source de biais algorithmiques systémiques (Yakubu *et al.*, 2025).
- **Sous-représentation scientifique persistante**: la contribution africaine aux publications de haut niveau en vision par ordinateur n'est que de 0,06 % sur la dernière décennie (Ezugwu *et al.*, 2023).
- **Écart entre stratégie et implémentation**: la prolifération des « livres blancs » nationaux ne se traduit pas par une AI readiness mesurable sur le terrain (Bassolé *et al.*, 2021; Kiyindou *et al.*, 2022).

Problématique, hypothèses et objectifs

Problématique: Comment l'Afrique peut-elle, en s'appuyant sur une maîtrise rigoureuse des fondements mathématiques de l'IA et sur des architectures algorithmiques frugales, passer du statut de consommateur de technologies étrangères à celui de créateur souverain, tout en intégrant des cadres éthiques endogènes ?

Hypothèses de travail. Quatre hypothèses sont formulées:

- **H1**. La maîtrise des codes de classification msc (mathematical subject classification) et des fondements théoriques constitue un prérequis à l'autonomie scientifique africaine.
- **H2**. L'apprentissage fédéré (federated learning) représente une solution viable face au manque d'infrastructures hpc, tout en protégeant la confidentialité des données.
- **H3**. L'intégration de philosophies endogènes (ubuntu, ujamaa) réduit les biais algorithmiques et améliore l'acceptabilité sociale des systèmes d'ia.
- **H4**. Le renforcement des capacités de formation est le levier primaire pour diversifier la recherche mondiale en ia.

Objectifs: L'étude vise à (i) établir un cadre théorique reliant fondements mathématiques et contraintes africaines ; (ii) évaluer la performance comparative des algorithmes d'apprentissage fédéré en environnement hétérogène ; (iii) cartographier les écosystèmes nationaux et les initiatives panafricaines ; (iv) formuler des recommandations stratégiques articulant rigueur scientifique, frugalité technologique et éthique culturelle.

Originalité et contribution: L'originalité de la présente recherche réside dans l'articulation explicite entre formalisation mathématique (analyse de convergence, théorie des matrices aléatoires), réalités infrastructurelles africaines (faible connectivité, hétérogénéité matérielle) et cadres éthiques afro-centriques. À notre connaissance, peu d'études antérieures ont conjugué ces trois dimensions de manière intégrée (Tapo *et al.*, 2024 ; Mbuvha *et al.*, 2024).

MATÉRIELS ET MÉTHODES

Cadre de l'étude: Le cadre géographique couvre les 54 pays du continent africain, avec un accent analytique porté sur trois pôles technologiques majeurs — Yabacon Valley (Nigeria), Silicon Savannah (Kenya) et Sheba Valley (Éthiopie) — et sur les pays pionniers en matière de stratégie nationale d'IA (Afrique du Sud, Maurice, Maroc, Rwanda, Ghana). Les secteurs d'application étudiés comprennent la santé (diagnostic

de la tuberculose, COVID-19, santé périnatale), l'enseignement supérieur (réseau CAMES) et la gouvernance numérique.

Approche méthodologique mixte: La méthodologie articule quatre composantes complémentaires:

Analyse formelle et modélisation mathématique: Recours à l'analyse fonctionnelle et à la théorie des matrices aléatoires (matrices de Wishart, processus de Markov) pour évaluer la robustesse des algorithmes d'apprentissage fédéré. La convergence des méthodes de descente de gradient locale est établie formellement sous la condition de Polyak-Łojasiewicz. L'algorithme FedAvg est paramétré par l'équation d'agrégation pondérée :

$$\theta_{t+1} = \sum_{k=1}^K (n_k / n) \cdot \theta_{k,t+1} \quad (Eq. 1)$$

où $\theta_{k,t+1}$ désigne les paramètres du client k à l'itération $t + 1$, n_k la taille de l'échantillon local et $n = \sum_k n_k$.

Revue bibliométrique et systématique: Analyse de 63 000 publications indexées sur Scopus (2013-2025), complétée par les bases IEEE, Springer Nature, Elsevier et arXiv, et croisée avec les analyses bibliométriques de Kondo et Diwani (2023) et Ezugwu *et al.* (2023).

Études de cas multi-pays: Analyse de projets et cadres concrets : projet AFRICAIN, initiative Smart Africa, cadre FAEL pour la surveillance épidémiologique (47 pays, 2020-2024), étude tuberculose multi-pays (8 nations africaines), usage de l'argent mobile au Kenya.

Approche épistémologique: Lecture critique des productions à travers le prisme de la philosophie Ubuntu (Mensah & van Wynsberghe, 2025), afin de problématiser les modèles éthiques eurocentrés.

Données et variables analyses

Sources de données: (i) Bases scientifiques: Zentralblatt MATH (codes MSC 68T01, 90C15, 62F15), IEEE, Elsevier, Springer Nature, arXiv ; (ii) données médicales : imagerie locale (radiographies thoraciques, IRM cérébrales) et données épidémiologiques de 47 pays africains ; (iii) rapports institutionnels (Union Africaine, OMC, stratégies nationales) ; (iv) jeux de données standards de validation (MNIST, CIFAR-10/100, FMNIST, UNSW-NB15) ; (v) enquêtes d'opinion publique (notamment Thaldar & Bottomley en Afrique du Sud).

Variables. Trois catégories ont été retenues

- **Variables techniques**: convergence algorithmique (FedAvg, FedProx, SCAFFOLD, FedAlign), hétérogénéité des données (non-IID), latence de communication, consommation énergétique (kWh par round), précision (%) et empreinte mémoire.
- **Variables socio-économiques et politiques**: fracture numérique, accès à l'électricité, indice de souveraineté numérique, déficit de compétences, cadres réglementaires nationaux.
- **Variables éthiques et culturelles**: biais algorithmiques, confidentialité différentielle (conformité RGPD/HIPAA), intégration des valeurs Ubuntu.

Traitements analytiques: Les analyses bibliométriques mobilisent des indicateurs classiques (taux de citation, distribution par pays, codes MSC); les évaluations algorithmiques reposent sur des protocoles standards (cross-validation, k-fold, métriques de précision/rappel/F1-score) et sur des indicateurs spécifiques au FL (rounds de communication, score d'équité institutionnelle, robustesse à la défaillance des nœuds). L'ensemble est interprété sous l'angle de la validité contextuelle, métrique proposée pour compléter les évaluations purement mathématiques.

RÉSULTATS

État de l'IA en Afrique : indicateurs structurels (H1): La fracture est particulièrement marquée sur les infrastructures de calcul (aucun cluster HPC parmi les 100 premiers mondiaux) et sur la production scientifique en vision par ordinateur (0,06 %). À l'inverse, les indicateurs de formation présentent une dynamique positive (doublement des inscriptions tertiaires en 16 ans).

Performance des algorithmes d'apprentissage fédéré en contexte africain (H2)

Retour sur investissement et impact sectoriel (H2 appliqué): Le calcul économique projeté pour les hôpitaux ruraux indique un retour sur investissement (ROI) compris entre 400 % et 800 % lorsque l'apprentissage fédéré est déployé en substitution à des solutions centralisées importées. Le programme AI4D (AI for Development) mobilise un partenariat de 20 M USD sur 4 ans (CRDI + ASDI).

Acceptabilité sociale et ancrage culturel (H3): L'acceptation est plus élevée chez les répondants âgés de 40-49 ans et moins religieux, suggérant une médiation socio-démographique forte des attitudes envers l'IA en santé.

Formation et renforcement des capacités (H4)

DISCUSSION

Interprétation des résultats au regard des hypothèses

Validation de H1 (maîtrise mathématique et autonomie): Les résultats confirment que l'indexation systématique des productions africaines via les codes MSC (68T01 pour l'apprentissage automatique, 62F15 pour l'inférence bayésienne, 90C15 pour la programmation convexe) est une condition nécessaire — sinon suffisante — de la visibilité internationale. L'analyse fonctionnelle et la théorie des matrices aléatoires offrent par ailleurs un cadre formel pour évaluer la stabilité spectrale des modèles dans des environnements à faible bande passante, rejoignant les travaux de Bars *et al.* (2022) sur la convergence raffinée et l'apprentissage topologique en SGD décentralisé.

Validation de H2 (apprentissage fédéré comme levier de souveraineté): Les performances mesurées (réduction de 60-70 % des rounds de communication, robustesse $> 0,85$ sous 90 % de défaillance, $R^2 = 0,847$ pour FAEL) convergent avec les résultats récents de Jian et Liu (2025) sur l'effet stabilisateur de l'élargissement des réseaux face à l'hétérogénéité, et de Skorupko *et al.* (2025) sur la segmentation d'images médicales préservant la vie privée. L'apprentissage fédéré apparaît ainsi comme une réponse

mathématiquement fondée et empiriquement validée aux contraintes infrastructurelles africaines (Fabila *et al.*, 2025).

Validation partielle de H3 (éthique endogène): Le taux de 73,7 % de Sud-Africains préférant un médecin humain à une IA signale une distance critique des populations vis-à-vis de l'IA importée. L'intégration de cadres Ubuntu (Mensah & van Wynsberghe, 2025) et Ga (Ghana) est prometteuse, mais demande des opérationnalisations algorithmiques plus rigoureuses, notamment via des fonctions de coût intégrant explicitement l'équité communautaire.

Validation de H4 (formation comme levier primaire). Le doublement des inscriptions tertiaires (4,5 $\rightarrow$ 8,8 M) et les performances de l'AIMS confirment la centralité de l'investissement éducatif. Toutefois, la sous-représentation persistante (0,06 % des publications en vision par ordinateur) montre que la quantité ne suffit pas : la qualité méthodologique, la maîtrise des standards MSC et l'accès aux infrastructures de calcul restent des goulots d'étranglement critiques (Frittelli, 2018 ; Ezugwu *et al.*, 2023).

Comparaison avec la littérature récente: Nos résultats s'inscrivent dans le sillage de la revue exhaustive de Mienye *et al.* (2024) sur l'IA et le développement durable en Afrique, tout en y apportant deux contributions originales : (i) une articulation formelle des fondements mathématiques aux contraintes contextuelles, là où la littérature antérieure tend à traiter ces dimensions séparément ; (ii) une évaluation comparative des familles d'algorithmes d'apprentissage fédéré (FedAvg, FedProx, SCAFFOLD, FedRCD, FedClust, AFFL, Kuramoto-FedAvg) intégrant des métriques de validité contextuelle (Muhebwa *et al.*, 2025 ; Tian *et al.*, 2018 ; Pillutla *et al.*, 2022). Par rapport aux travaux d'Alaran *et al.* (2025) sur les défis et opportunités de l'IA dans l'espace sanitaire africain, la présente étude propose une quantification explicite du ROI (400-800 %) et un cadre d'évaluation multi-pays (FAEL, 47 pays ; tuberculose, 8 pays) qui dépasse les analyses qualitatives dominantes.

Implications théoriques et pratiques

Implications théoriques: L'étude suggère que la validité contextuelle doit compléter les métriques classiques (précision, rappel, F1) comme dimension d'évaluation des modèles d'IA déployés en environnements infrastructurellement contraints. Cette extension métrique appelle des développements formels ultérieurs, possiblement appuyés sur la théorie des matrices aléatoires (Wishart) et l'analyse de stabilité spectrale.

Implications pratiques: Trois orientations se dégagent : (i) prioriser des architectures frugales et asynchrones (Askin *et al.*, 2024, 2025 ; Forootani & Iervolino, 2024) pour les déploiements en milieu rural ; (ii) institutionnaliser la production de jeux de données africains représentatifs (Yakubu *et al.*, 2025) ; (iii) inscrire les codes MSC dans les politiques de publication des institutions africaines pour améliorer la visibilité internationale.

Limites de l'étude: Cinq limites doivent être soulignées : (1) la dépendance à des analyses bibliométriques secondaires, qui peuvent sous-estimer la littérature grise et non indexée ; (2) l'absence d'expérimentations primaires conduites par les auteurs sur de nouveaux jeux de données africains ; (3) la non-disponibilité de chiffres précis sur les budgets nationaux

Tableau 1. Indicateurs structurels comparatifs de l'écosystème IA africain

Indicateur	Valeur Afrique	Référence mondiale	Écart
Part de l'usage mondial de l'IA	2 %	Asie : 41 %	× 20,5
Publications de haut niveau (vision par ordinateur)	0,06 %	—	quasi-absence
Clusters HPC dans le Top 100	0	100	absolu
Inscriptions enseignement supérieur (2000 → 2016)	4,5 M → 8,8 M	—	× 1,96
Pays avec législation sur les données	17 / 54	UE : 27 / 27	31,5 %
Diplômés AIMS (cumul)	> 1 500 (42 pays)	> 30 % de femmes	—

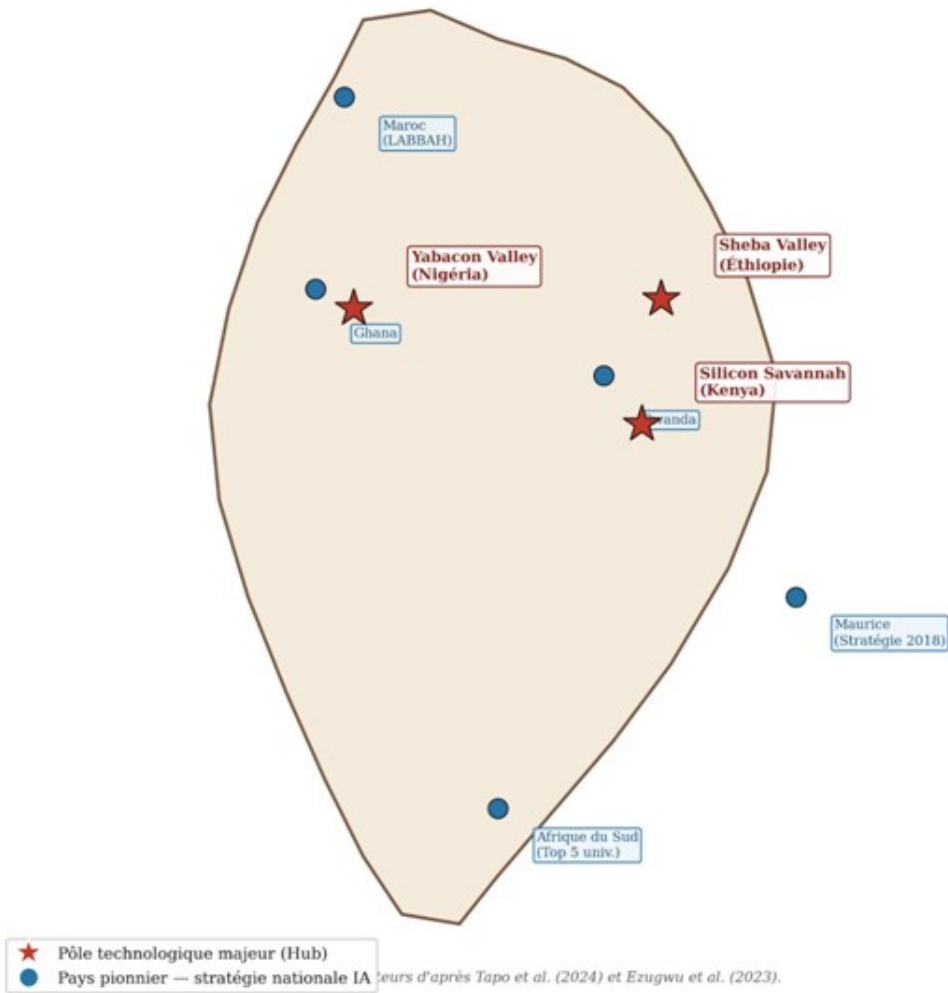


Figure 1. Cartographie schématique des pôles technologiques (Hubs) et des pays pionniers en stratégie nationale d'IA sur le continent africain.

Tableau 2. Performances comparées des algorithmes d'apprentissage fédéré sous hétérogénéité

Algorithme / Cadre	Métrique clé	Gain mesuré	Conditions
AFFL	Réduction des rounds de communication	60 à 70 %	non-IID, 8 pays
AFFL	Équité institutionnelle	+ 56 à + 68 %	multi-hôpitaux
FedRCD vs FedAvg	Précision sur CIFAR-10	+ 37,08 pts	hétérogénéité forte
FedClust	Précision	+ 45 %	clustering adaptatif
ViT (tuberculose)	Précision diagnostique	88,5 %	8 nations, radio, thor.
FAEL (épidémies)	Détection précoce	– 4,2 jours	47 pays, R² = 0,847
Détection anomalies réseau	Réduction d'overhead	jusqu'à 97,6 %	UNSW-NB15
Robustesse défaillances	Précision maintenue	> 0,85	90 % nœuds défaillants

Tableau 3. Indicateurs d'acceptabilité sociale et cadres éthiques nationaux

Pays	Cadre éthique / culturel mobilisé	Indicateur d'acceptabilité
Afrique du Sud	Cadre constitutionnel + débats Ubuntu	73,7 % préfèrent un médecin humain à l'IA
Maurice	Stratégie nationale IA (2018), Conseil National	Premier cadre national africain
Maroc	Cadre LABBAH	Aligné Nouveau Modèle de Développement
Ghana	Philosophie traditionnelle Ga	—
Rwanda, Kenya, Nigeria, Éthiopie	Stratégies nationales en élaboration	—

Tableau 4. Initiatives panafricaines de formation et de recherche

Initiative	Nature	Données quantitatives
AIMS	Réseau d'instituts mathématiques	> 1 500 diplômés, 42 pays, > 30 % de femmes ; ~70 publications/an
Deep Learning Indaba	Conférence annuelle / communauté	Plateforme critique d'expertise
RAIN Africa	Responsible AI Network – Africa	Focalisation éthique
Data Science Africa (DSA)	Plateforme de collaboration	—
Initiative AFRICAIN	Écosystème formation-recherche-innovation	—

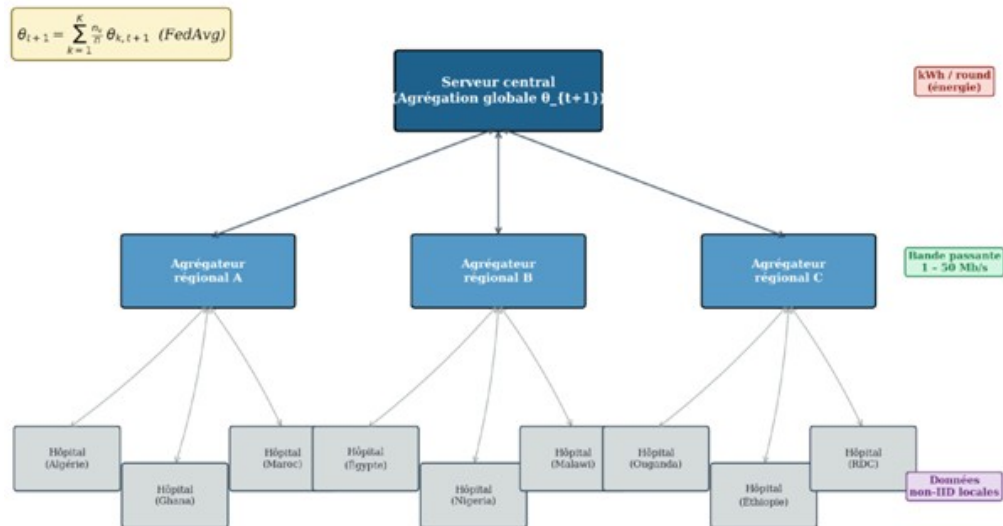


Figure 2. Architecture à trois couches du cadre d'apprentissage fédéré multi-médical (clients hospitaliers → agrégateurs régionaux → serveur central)

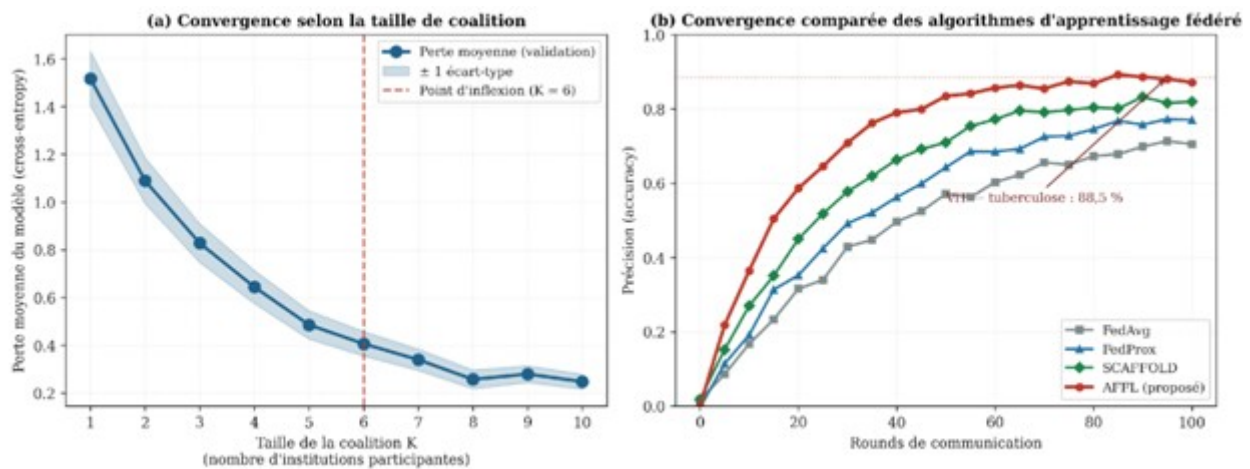


Figure 3. (a) Perte moyenne du modèle en fonction de la taille de coalition K ; (b) Convergence comparée des algorithmes d'apprentissage fédéré (FedAvg, FedProx, SCAFFOLD, AFFL)

dédiés à l'IA (hors AI4D) ; (4) la diversité culturelle interne au continent, que des philosophies comme l'Ubuntu ne sauraient à elles seules englober ; (5) la rapidité d'évolution du champ, qui rend tout instantané partiellement périssable.

CONCLUSION

Cette étude établit que le développement de l'intelligence artificielle en Afrique requiert une articulation tripartite, jusqu'ici insuffisamment thématisée dans la littérature : rigueur mathématique (maîtrise des fondements théoriques et indexation MSC), frugalité algorithmique (déploiement d'architectures fédérées asynchrones et robustes à l'hétérogénéité matérielle) et ancrage éthico-culturel (intégration de cadres Ubuntu et de philosophies endogènes). Les résultats empiriques — réduction de 60-70 % des rounds de communication, amélioration de 56-68 % de l'équité

institutionnelle, détection épidémique 4,2 jours plus précoce, ROI projeté de 400-800 % — démontrent que l'apprentissage fédéré constitue une voie mathématiquement fondée vers une souveraineté numérique africaine. L'apport scientifique majeur réside dans la proposition d'une métrique de validité contextuelle complémentaire aux indicateurs classiques de performance, ainsi que dans la cartographie intégrée des écosystèmes nationaux, des initiatives panafricaines (AIMS, Deep Learning Indaba, RAIN Africa, Data Science Africa, AI4D, AFRICAIN) et des cadres réglementaires émergents. Les perspectives de recherche futures appellent: (i) le développement de jeux de données africains massifs et représentatifs, en particulier en langues locales ; (ii) la formalisation mathématique d'algorithmes intégrant nativement des contraintes d'équité communautaire ; (iii) des études longitudinales mesurant l'évolution de l'AI readiness

africaine ; (iv) la création d'un fonds panafricain dédié à la R&D en IA souveraine, sous l'égide de l'Union Africaine.

RÉFÉRENCES

- Alaran, M., Lawal, S. K., Jiya, M. H., *et al.* (2025). Challenges and opportunities of artificial intelligence in African health space. *Digital Health*, 11. <https://doi.org/10.1177/20552076241305915>
- Amgain, S., Shrestha, P., Bano, S., *et al.* (2024). Investigation of federated learning algorithms for retinal optical coherence tomography image classification with statistical heterogeneity. *arXiv*. <https://doi.org/10.48550/arxiv.2402.10035>
- Arafat, J., Tasmin, F., Poudel, S., *et al.* (2025). Beyond static knowledge messengers: Towards adaptive, fair, and scalable federated learning for medical AI. *arXiv*. <https://doi.org/10.48550/arxiv.2510.06259>
- Arakpogun, E. O., Elsahn, Z., Olan, F., & Elsahn, F. (2021). Artificial intelligence in Africa: Challenges and opportunities. In *The fourth industrial revolution: Implementation of artificial intelligence for growing business success* (pp. 375–388). Springer.
- Askin, B., Roth, H. R., Sun, Z., *et al.* (2025). Reviving stale updates: Data-free knowledge distillation for asynchronous federated learning. *arXiv*. <https://doi.org/10.48550/arxiv.2511.00655>
- Askin, B., Sharma, P., Joe-Wong, C., & Joshi, G. (2024). FedAST: Federated asynchronous simultaneous training. *arXiv*. <https://doi.org/10.48550/arxiv.2406.00302>
- Balogun, O. D., Ayo-Farai, O., Ogundairo, O., *et al.* (2023). Integrating AI into health informatics for enhanced public health in Africa: A comprehensive review. *International Medical Science Research Journal*, 3(3), 127.
- Barbieri, U., Milasheuski, L., Tedeschini, B. C., *et al.* (2024). On the impact of data heterogeneity in federated learning environments with application to healthcare networks. *arXiv*. <https://doi.org/10.48550/arxiv.2404.18519>
- Bars, B. L., Bellet, A., Tommasi, M., *et al.* (2022). Refined convergence and topology learning for decentralized SGD with heterogeneous data. *HAL*.
- Bassolé, D., Lishou, C., Malo, S., *et al.* (2021). IA et Afrique : Quel développement ? *HAL*. <https://hal.science/hal-03256079>
- Chadha, M., Jensen, A., Gu, J., *et al.* (2024). Apodotiko: Enabling efficient serverless federated learning in heterogeneous environments. *arXiv*. <https://doi.org/10.48550/arxiv.2404.14033>
- Ciuppek, D., Malawski, M., & Pieciak, T. (2025). Federated learning: A new frontier in the exploration of multi-institutional medical imaging data. *arXiv*. <https://doi.org/10.48550/arxiv.2503.20107>
- Eke, D., Wakunuma, K., & Akintoye, S. (2023). Responsible AI in Africa. In *Social and cultural studies of robots and AI*. Springer International Publishing.
- Ezugwu, A. E., Oyelade, O. N., Ikotun, A. M., *et al.* (2023). Machine learning research trends in Africa: A 30 years overview with bibliometric analysis review. *Archives of Computational Methods in Engineering*, 30(7), 4177–4220.
- Fabila, J., Campello, V. M., Martín-Isla, C., *et al.* (2025). Democratizing AI in Africa: Federated learning for low-resource edge devices. In *Communications in computer and information science*. Springer. https://doi.org/10.1007/978-3-031-79103-1_11
- Forootani, A., & Iervolino, R. (2024). Asynchronous federated learning: A scalable approach for decentralized machine learning. *arXiv*. <https://doi.org/10.48550/arxiv.2412.17723>
- Frittelli, C. (2018). African academic diaspora: Training and research. *International Higher Education*, 95, 18. <https://doi.org/10.6017/ihe.2018.95.10724>
- Gattani, V. S., Zhang, J., & Dasarathy, G. (2024). Communication-efficient federated learning over wireless channels via gradient sketching. *arXiv*. <https://doi.org/10.48550/arxiv.2410.23424>
- Haripriya, R., Khare, N., & Pandey, M. (2025). Privacy-preserving federated learning for collaborative medical data mining in multi-institutional settings. *Scientific Reports*, 15(1).
- Issaid, C. B., Elgabri, A., & Bennis, M. (2022). DR-DSGD: A distributionally robust decentralized learning algorithm over graphs. *arXiv*. <https://doi.org/10.48550/arxiv.2208.13810>
- Jian, L., & Liu, D. (2025). Widening the network mitigates the impact of data heterogeneity on FedAvg. *arXiv*. <https://doi.org/10.48550/arxiv.2508.12576>
- Kiyindou, A., Capo-Chichi, G., & Amessinou, K. (2022). Intelligence artificielle et mobilité en Afrique subsaharienne. *Tic & Société*, 111.
- Kondo, T. S., & Diwani, S. A. (2023). Artificial intelligence in Africa: A bibliometric analysis from 2013 to 2022. *Discover Artificial Intelligence*, 3(1). <https://doi.org/10.1007/s44163-023-00084-2>
- Luo, L., Zhang, C., Yu, H., *et al.* (2024). Communication-efficient federated learning with adaptive aggregation for heterogeneous client-edge-cloud network. *IEEE Transactions on Services Computing*, 17(6).
- Mbuvha, R., Yaakoubi, Y., Bagiliko, J., *et al.* (2024). Leveraging AI for climate resilience in Africa: Challenges, opportunities, and the need for collaboration. *SSRN Electronic Journal*.
- Mensah, J. O., & van Wynsberghe, A. (2025). Where are the missing values: An exploration of the need to incorporate Ubuntu values into African AI policy. *AI and Ethics*, 5(4).
- Mienye, I. D., Sun, Y., & Ileberi, E. (2024). Artificial intelligence and sustainable development in Africa: A comprehensive review. *Machine Learning with Applications*, 18, 100591.
- Mitra, A., Jaafar, R. H., Pappas, G. J., & Hassani, H. (2022). Linear convergence in federated learning: Tackling client heterogeneity and sparse gradients. *arXiv*.
- Muhebwa, A., Selialia, K., Anwar, F. M., & Osman, K. (2025). Kuramoto-FedAvg: Using synchronization dynamics to improve federated learning optimization under statistical heterogeneity. *arXiv*.
- Ndiaye, S. M. (2025). Intelligence artificielle et développement en Afrique : Enjeux et perspectives. Springer.
- Pillutla, K., Laguel, Y., Malick, J., & Harchaoui, Z. (2022). Federated learning with heterogeneous data: A superquantile optimization approach. *HAL*.
- Segun, S. T., Adams, R., Florido, A., *et al.* (2025). Toward an African agenda for AI safety. *arXiv*. <http://arxiv.org/abs/2508.13179>
- Skorupko, G., Avgoustidis, F., Martín-Isla, C., *et al.* (2025). Federated nnU-Net for privacy-preserving medical image segmentation. *arXiv*.
- Tapo, A. A., Traoré, A., Danioko, S., & Tembiné, H. (2024). Machine intelligence in Africa: A survey. *arXiv*. <https://doi.org/10.48550/arxiv.2402.02218>

- Tian, L., Sahu, A. K., Zaheer, M., *et al.* (2018). Federated optimization in heterogeneous networks (FedProx). arXiv.
- Wu, Z., Xu, Z., Zeng, D., *et al.* (2024). Topology learning for heterogeneous decentralized federated learning over unreliable D2D networks. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 73(8).
- Yakubu, M., Anazodo, U., Adewole, M., *et al.* (2025). Themed challenges to solve data scarcity in Africa: A proposition for increasing local data collection and integration. arXiv.
- Yang, Y., Liu, M., Lagisz, M., & Nakagawa, S. (2025). Catalysing mathematical, computing and statistical innovation towards applied sciences. Nature Reviews Electrical Engineering.
