Revue Française d'Économie et de Gestion
ISSN : 2728- 0128
Volume 7 : Numéro 11

Vers une gouvernance intelligente en Afrique : l'Intelligence Artificielle au service de la prise de décision publique et de la transformation sociétale

Towards Intelligent Governance in Africa: Artificial Intelligence for Public Decision-Making and Societal Transformation

MUCHAPA TUJENGE Pierre
Chef de Travaux
Enseignant chercheur
Institut Supérieur de Statistique de Lubumbashi - RD Congo

Date de soumission : 30/05/2026

Date d'acceptation : 18/10/2026

Pour citer cet article :

MUCHAPA TUJENGE. P. (2026) « Vers une gouvernance intelligente en Afrique : l'Intelligence Artificielle au service de la prise de décision publique et de la transformation sociétale », Revue Française d'Économie et de Gestion « Volume 7 : Numéro 11 » pp : 155- 171.

Author(s) agree that this article remain permanently open access under the terms of the Creative Commons Attribution License 4.0 International License

Résumé

Les villes africaines connaissent une croissance démographique et urbaine rapide, qui exerce une forte pression sur les systèmes de transport, de santé et de gouvernance. Les approches traditionnelles de décision publique, fondées sur des données fragmentées, limitent la planification et l'anticipation. Cet article examine dans quelle mesure l'Intelligence Artificielle (IA), illustrée par la prédiction des déplacements urbains à Lubumbashi et par les apports documentés dans le secteur de la santé, peut fonder un cadre de gouvernance proactive de la décision publique en Afrique. La démarche, de type positiviste aménagé, procède en deux temps. Un premier volet empirique, fondé sur 26 090 enregistrements de trajets (ou itinéraire) issus des registres de la Police de Circulation Routière et du Service Urbain de Transport, teste des modèles XGBoost de prédiction de la durée (XGBRegressor) et du trajet (XGBClassifier). Un second volet, conceptuel et projectif, s'appuie sur ce cas et sur une synthèse de la littérature en santé pour proposer un cadre intégré de gouvernance proactive. Sur le jeu de test, le modèle de durée atteint une erreur absolue moyenne de 1,02 minute (R^2 = 0,97) et le modèle de classification une exactitude de 94 % (F1 macro = 0,73), avec une performance plus faible sur les classes rares. La littérature en santé indique un potentiel pour le diagnostic et la gestion des ressources, mais les preuves en contexte africain demeurent limitées. Le cadre proposé n'a pas encore été validé empiriquement. Sa mise en œuvre suppose de lever des défis persistants: qualité des données, biais algorithmiques, compétences et souveraineté numérique.

Mots clés : Intelligence Artificielle, Machine Learning, Gouvernance, Gouvernance proactive, Transport, Santé, XGBoost.

Abstract

African cities are experiencing rapid demographic and urban growth, placing significant pressure on transport, healthcare, and governance systems. Traditional public decision-making approaches, based on fragmented data, limit planning and anticipation. In this context, this article examines to what extent Artificial Intelligence (AI), illustrated by urban travel prediction in Lubumbashi and by evidence documented in the healthcare sector, can underpin a proactive governance framework for public decision-making in Africa. Adopting a modified positivist stance, the study proceeds in two stages. An empirical component, based on 26,090 trip records (or itinerary) drawn from the registers of the Road Traffic Police and the Urban Transport Service, tests XGBoost models predicting trip duration (XGBRegressor) and trip (XGBClassifier). A conceptual, forward-looking component then draws on this case and on a synthesis of the healthcare literature to propose an integrated framework for shifting from reactive to proactive, predictive, and data-driven governance. On the test set, the duration model achieves a mean absolute error of 1.02 minutes (R^2 = 0.97), and the classification model an accuracy of 94% (macro F1 = 0.73), with weaker performance on rare classes. The healthcare literature points to potential for diagnosis and resource management, but evidence in African contexts remains limited. The proposed framework has not yet been empirically validated. Its implementation requires addressing persistent challenges, including data quality, algorithmic bias, skills, and digital sovereignty, highlighting the need for an ethical and systemic approach.

Keywords : Artificial Intelligence, Machine Learning, Public Governance, Proactive governance, Transportation, Healthcare, XGBoost.

Introduction

Les villes africaines connaissent une croissance démographique et urbaine rapide, souvent supérieure à la capacité des gouvernements à fournir des services essentiels, notamment dans les secteurs du transport (Cinderby et al., 2024), de la santé (Ahmar et al., 2025) et de la gouvernance (OECD, 2025; Djomekui et al., 2025; World Bank, 2021). À Lubumbashi, cette pression se traduit par des embouteillages croissants, et la régulation du trafic repose encore sur des méthodes classiques, tandis que les usagers ignorent souvent le chemin le plus court entre deux arrêts et que la Mairie peine à les informer en temps réel (Muchapa, 2025). Traditionnellement, la prise de décision publique repose sur des approches empiriques (Magidi & Bhanye, 2025), limitées par la fragmentation, l'insuffisance et la faible qualité des données (Abrahams, 2021), ce qui entrave une planification efficace et fondée sur des preuves (Mnguni, 2025; Abrahams, 2021).

L'émergence de l'Intelligence Artificielle (IA) offre aujourd'hui une opportunité de transformation (Lee & Dai, 2025), en permettant d'analyser de grandes quantités de données (Chen, Roger, & Storey, 2012) et d'optimiser les décisions publiques (OECD, 2025). Toutefois, les travaux existants établissent le plus souvent le potentiel général de l'IA sans distinguer ce qui relève d'effets démontrés de ce qui relève de perspectives, et les preuves en contexte africain demeurent rares (Muchapa et al., 2025; Pinto et al., 2025). L'intérêt de cet article est double. Sur le plan scientifique, il sépare explicitement ce qui est testé, ce qui est documenté et ce qui est proposé et sur le plan pratique, il offre aux décideurs un cas local, le transport urbain à Lubumbashi, comme preuve de concept d'une gouvernance proactive.

La problématique est la suivante : dans quelle mesure l'Intelligence Artificielle, illustrée par la prédiction des déplacements urbains à Lubumbashi et par les apports documentés dans le secteur de la santé, peut-elle fonder un cadre de gouvernance proactive de la décision publique en Afrique ?

L'article s'inscrit dans une posture positiviste aménagée et procède en deux temps. Il vérifie d'abord que des modèles XGBoost, entraînés sur des données historiques locales, prédisent de façon satisfaisante la durée et le trajet : le modèle de durée devrait l'estimer avec une erreur absolue moyenne inférieure à 10 % de la durée moyenne (soit environ 2 minutes) et un coefficient de détermination (R^2) supérieur à 0,90, tandis que le modèle de classification devrait atteindre une exactitude supérieure à 90 % et un F1 macro d'au moins 0,70. Il s'appuie ensuite sur une synthèse de la littérature en santé, appuyée notamment par deux revues récentes (Muchapa et al., 2025; Pinto et al., 2025), pour examiner si l'apprentissage statistique présente

un potentiel pour le diagnostic et la gestion des ressources sanitaires, tout en reconnaissant que les preuves en contexte africain restent limitées. Ces deux volets nourrissent la proposition d'un cadre intégré de gouvernance proactive, de nature projective, qui n'a pas encore fait l'objet d'une validation empirique.

Les objectifs sont les suivants : (i) évaluer la performance de modèles XGBoost pour prédire la durée et le trajet à Lubumbashi ; (ii) synthétiser les apports et les limites de l'IA dans le secteur de la santé en Afrique ; (iii) proposer un cadre de gouvernance proactive articulant transport, santé et décision publique ; (iv) identifier les conditions de sa mise en œuvre : qualité des données, biais algorithmiques, compétences et souveraineté numérique.

Après cette introduction, l'article est organisé comme suit : la première section présente le cadre conceptuel ; la deuxième expose la méthodologie ; la troisième présente les résultats du volet transport et la synthèse en santé ; la quatrième présente le cadre proposé de gouvernance proactive et le niveau de preuve de chacune de ses composantes ; la cinquième discute sur les enjeux, les limites et les perspectives, avant la conclusion.

1. Cadre conceptuel

1.1 Intelligence Artificielle

L'Intelligence Artificielle (IA) désigne un ensemble de techniques et de méthodes computationnelles permettant aux systèmes informatiques de reproduire certaines capacités cognitives humaines, notamment l'apprentissage, le raisonnement, la prise de décision et l'adaptation à des environnements complexes. Elle repose sur des approches telles que le Machine Learning, le Deep Learning et l'analyse de données massives (Big Data) (Russell, 2021), offrant ainsi des outils puissants pour l'extraction de connaissances et l'aide à la décision dans divers domaines (Chen, Roger, & Storey, 2012).

Dans le contexte des politiques publiques, l'IA constitue un levier stratégique (World Bank, 2021) pour transformer les modes de gouvernance en favorisant des décisions plus informées, rapides et efficientes (Chen, Roger, & Storey, 2012).

1.2 Gouvernance intelligente

La gouvernance intelligente (smart governance) renvoie à l'intégration des technologies numériques, en particulier de l'Intelligence Artificielle et des systèmes d'information, dans les processus de gestion publique afin d'améliorer la qualité, la transparence et l'efficacité des politiques publiques. Elle s'appuie sur une approche data-driven, où les décisions sont fondées sur l'analyse de données fiables et en temps réel (OECD, 2020), permettant une meilleure planification, une allocation optimale des ressources et une réactivité accrue face aux défis

socio-économiques (World Bank, 2021). Dans le contexte africain, la gouvernance intelligente apparaît comme un outil essentiel pour surmonter les limites des approches traditionnelles et répondre aux enjeux de développement durable.

1.3 Transformation sociétale

La transformation sociétale désigne l'ensemble des mutations profondes affectant les structures sociales, économiques et institutionnelles sous l'effet des innovations technologiques (Hilbert, 2020). Dans ce cadre, l'IA constitue un catalyseur majeur de transformation, en modifiant les modes de production, les services publics, les interactions sociales et les processus décisionnels. Plusieurs travaux soulignent que l'IA peut contribuer de manière significative à la réalisation des objectifs de développement durable (UNESCO, 2022), tout en posant des défis en matière d'éthique, d'inclusion et de gouvernance (Ricardo, 2020). Dans les contextes africains, cette transformation doit être pensée dans une perspective durable, inclusive et adaptée aux réalités locales.

Ainsi, le cadre conceptuel proposé établit une relation fonctionnelle à trois niveaux : l'Intelligence Artificielle fournit des capacités technologiques et analytiques ; la Gouvernance intelligente constitue le cadre institutionnel de leur mobilisation dans la décision et l'action publique ; et la transformation sociétale correspond aux changements susceptibles d'en résulter dans les conditions de vie, les services publics et les relations entre institutions et citoyens. Cette relation doit cependant être envisagée comme conditionnelle et médiatisée par les facteurs institutionnels, technologiques, humains et éthiques propres aux contextes africains.

1.4 Gouvernance publique en Afrique : pratiques dominantes et apports potentiels de l'IA

Cette relation conditionnelle se lit concrètement dans les pratiques de gouvernance observées en Afrique, entre une gestion encore largement réactive et des apports que l'IA rend envisageables.

1.4.1 Des décisions publiques encore largement réactives

Dans de nombreux contextes africains, la gouvernance demeure dominée par la gestion réactive des crises, qui privilégie les solutions à court terme au détriment de stratégies anticipatives et durables (Cirolia, 2020). Aux limites de données évoquées en introduction s'ajoute l'insuffisance des capacités institutionnelles de collecte, d'analyse et d'exploitation, qui affaiblit l'anticipation et la planification stratégique (ARIN, 2024). Faute de preuves solides, les décideurs s'appuient davantage sur des jugements empiriques ou des considérations politiques (Mnguni, 2025), ce qui réduit l'efficacité des politiques face aux défis complexes du transport, de la santé et du développement socio-économique (Cirolia, 2020). Le cas de Lubumbashi,

évoqué en introduction, en est une illustration: la régulation du trafic y repose encore sur des méthodes classiques, et l'information des usagers sur les perturbations reste peu accessible en situation de mobilité (Muchapa, 2025).

1.4.2 Les apports de l'IA : ce que la littérature documente

L'IA ouvre la perspective d'une gouvernance plus proactive et fondée sur les données (Uwizeyimana, 2024). Les modèles d'analyse prédictive permettent d'exploiter de grandes quantités de données pour affiner les politiques publiques (OECD, 2025) et peuvent aider à anticiper certaines situations, comme les congestions urbaines ou les besoins en ressources sanitaires (OECD, 2025; WHO, 2021). Des travaux consacrés à l'Afrique identifient ainsi des applications et des opportunités pour la surveillance de la santé publique (Tshimula, et al., 2024). Ces apports restent toutefois, pour l'essentiel, potentiels plutôt que démontrés. En santé, les performances élevées rapportées reposent souvent sur des jeux de données limités, monocentriques ou rétrospectifs, sans validation externe, et proviennent surtout d'études menées hors d'Afrique (Pinto et al., 2025; Muchapa et al., 2025). Dans le transport, la présente étude apporte une preuve de concept locale: elle évalue hors ligne la capacité d'un modèle prédictif à estimer la durée et le trajet à Lubumbashi (section 3.1), sans mesurer d'effet sur la fluidité du trafic ni sur la réactivité des décisions. Cette distinction entre ce qui est testé, ce qui est documenté et ce qui est proposé structure la suite de l'article.

2. Méthodologie

2.1 Posture et démarche

L'étude s'inscrit dans une posture positiviste aménagée : la réalité étudiée est considérée comme observable et mesurable, tout en reconnaissant que sa connaissance reste imparfaite (Essaber, Bennani, & Blal, 2024). La démarche articule deux volets d'appui, un volet empirique sur le transport urbain à Lubumbashi (preuve de concept) et une synthèse de la littérature en santé, qui nourrissent un volet conceptuel, de nature projective, dont est issu le cadre de gouvernance proactive.

2.2 Volet empirique : prédiction des déplacements à Lubumbashi

2.2.1 Données

Le jeu de données compte 26 090 enregistrements de trajets (ou itinéraires) de transport en commun, décrits par 16 variables, sur la période allant d'Avril 2024 à Mars 2025. Il provient des registres de la Police de Circulation Routière (PCR) et du Service Urbain de Transport, de fichiers saisis quotidiennement par des agents de terrain et des coordonnées GPS des principaux arrêts. Chaque enregistrement décrit un trajet : date, heures de départ et d'arrivée, arrêts de

départ et d'arrivée, déviation éventuelle et sa cause, durée en minutes, type de trajet, conditions de circulation, météo et état de la route. La durée moyenne est d'environ 20 minutes ; environ 60 % des trajets sont normaux, 25 % retardés, 10 % déviés et 5 % inachevés. Hors les champs de déviation, de cause et de liste d'arrêts (saisis manuellement), la complétude dépasse 95 %. Des entretiens qualitatifs avec des responsables de terrain, des chauffeurs et des passagers ont servi à identifier les variables pertinentes avant la modélisation.

2.2.2 Préparation des données

Les variables temporelles ont été converties (extraction de l'heure de départ), la cohérence des durées a été vérifiée, les variables catégorielles ont été encodées (LabelEncoder), et les champs descriptifs ou à faible taux de remplissage ont été écartés. La démarche suit le référentiel CRISP-DM (Chapman, et al., 2000).

2.2.3 Modélisation

Deux modèles XGBoost ont été entraînés : un régresseur (XGBRegressor) pour la durée du trajet et un classifieur multiclasse (XGBClassifier) pour le trajet (ou itinéraire). Cet algorithme convient à des données tabulaires hétérogènes et à des relations non linéaires. Les variables explicatives sont : jour, heure de départ, arrêts de départ et d'arrivée, conditions de circulation, météo, état de la route.

2.2.4 Évaluation et critères de validation

Les données ont été séparées de façon aléatoire en jeux d'entraînement, de validation et de test ; l'échantillon de test compte 5 218 observations. Le modèle de durée est évalué par l'erreur absolue moyenne (MAE), la racine de l'erreur quadratique moyenne (RMSE) et le R^2. Le classifieur est évalué par l'exactitude, la précision, le rappel, le F1 (pondéré et macro) et la matrice de confusion. Le F1 macro est retenu parce que les classes sont déséquilibrées. Les critères de validation sont les suivants : MAE inférieure à 10 % de la durée moyenne (environ 2 minutes) et R^2 supérieur à 0,90 pour la durée ; exactitude supérieure à 90 % et F1 macro d'au moins 0,70 pour le trajet.

2.3 Volet santé : synthèse de la littérature

Ce volet repose sur deux revues antérieures, réalisées en collaboration, auxquelles l'auteur a contribué. La première (Muchapa et al., 2025) porte sur l'apprentissage statistique en santé : recherche dans sept bases (PubMed, Scopus, ScienceDirect, Google Scholar, IEEE Xplore, ACM Digital Library, Semantic Scholar), articles évalués par les pairs publiés entre 2015 et 2025 en anglais ou en français, sélection en trois étapes et codage thématique de 40 études. La seconde (Pinto et al., 2025) porte sur la détection et la prédiction du cancer du poumon par l'IA

: sources publiées entre 2018 et 2025, sélection en trois étapes inspirée de PRISMA. Ces revues ne produisent pas de résultats empiriques propres : elles établissent ce qui est documenté, et ce que la littérature ne permet pas encore d'affirmer en contexte africain.

2.4 Volet conceptuel : élaboration du cadre

Le cadre de gouvernance proactive est élaboré par articulation des constats du volet transport, de la synthèse en santé et des enjeux transversaux identifiés (qualité des données, biais algorithmiques, compétences, souveraineté numérique). Il est présenté comme une proposition exploratoire : il n'a pas fait l'objet d'une validation empirique, qui constitue une perspective de recherche.

2.5 Éthique et limites méthodologiques

L'accès aux registres a été obtenu auprès des autorités urbaines de transport, et les entretiens ont été conduits avec le consentement des participants. Les limites sont les suivantes : déséquilibre des classes du jeu de données ; saisies manuelles ; absence de données en temps réel ; évaluation hors ligne sur données historiques, sans validation de terrain ; ville unique ; et, pour la santé, preuves issues pour l'essentiel d'études hors d'Afrique.

3. Résultats et synthèse de la littérature

3.1 Transport urbain à Lubumbashi : performance des modèles

Dans le transport urbain, les modèles de Machine Learning offrent des capacités avancées pour prédire les conditions de trafic et optimiser les itinéraires (Yaochen, 2025). Des études internationales rapportent que des algorithmes à base d'arbres de décision, tels que Random Forest et XGBoost, fournissent des prédictions robustes de la durée des trajets et aident à anticiper les congestions (Munadi R. et al., 2026). Cette section examine si un modèle de ce type, XGBoost, atteint des performances comparables sur les données de Lubumbashi, au regard des critères fixés en section 2.2.4. Les résultats portent sur le jeu de test (n = 5 218) et sont issus de (Muchapa, 2025).

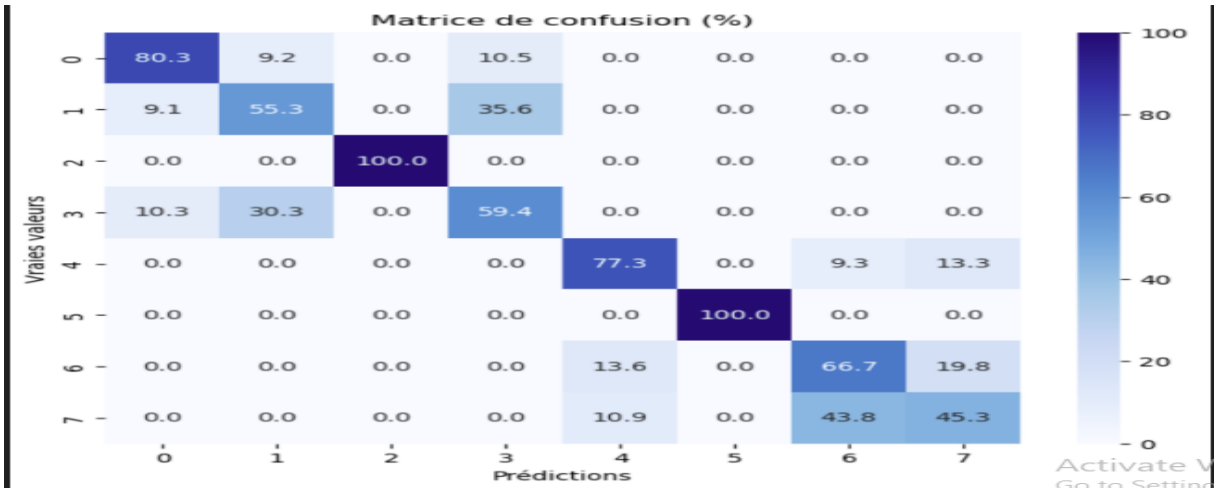
3.1.1 Prédiction de la durée du trajet

Le modèle de régression atteint une erreur absolue moyenne (MAE) de 1,02 minute, une racine de l'erreur quadratique moyenne (RMSE) de 1,41 minute et un R^2 de 0,97. Rapportée à une durée moyenne d'environ 20 minutes, l'erreur absolue moyenne représente environ 5 % de la durée. La figure 2 le confirme visuellement : les durées prédites se concentrent le long de la diagonale des durées réelles.

3.1.2 Prédiction du trajet

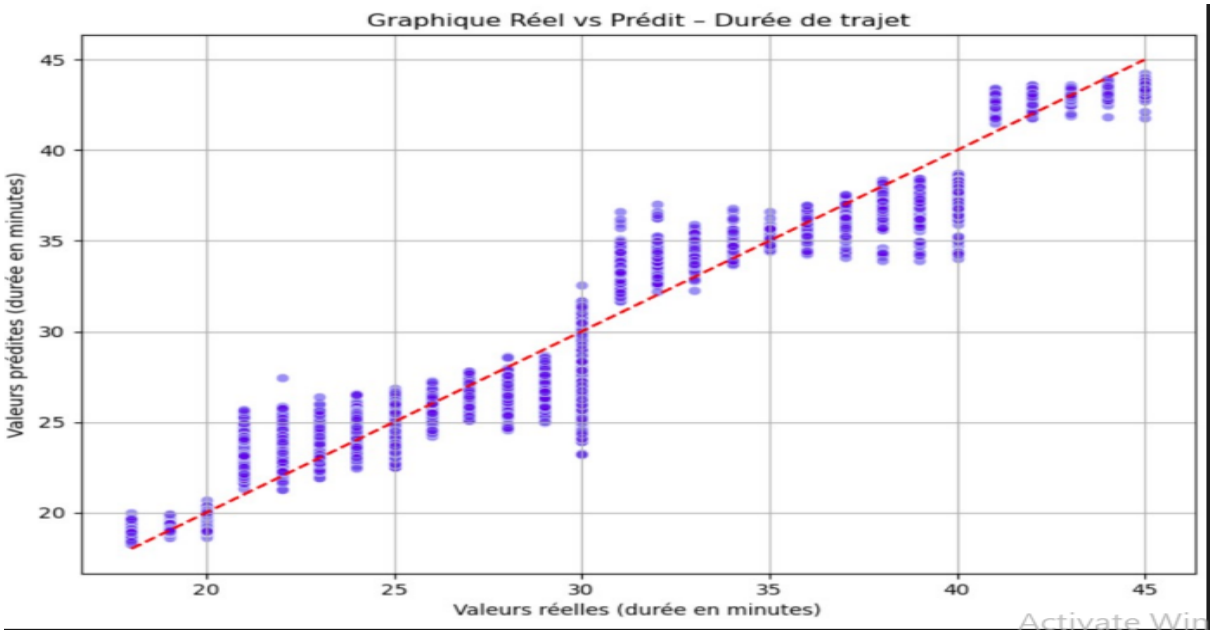
Le classifieur atteint une exactitude de 93,98 %, un F1 pondéré de 0,94 et un F1 macro de 0,73. L'écart entre ces indicateurs tient au déséquilibre des classes : le rappel varie de 45,3 % à 100 % selon la classe (figure 1). Deux classes sont reconnues sans erreur (classes 2 et 5), tandis que d'autres sont souvent confondues : 35,6 % des trajets de la classe 1 sont prédits comme classe 3, et 30,3 % des trajets de la classe 3 comme classe 1 ; 43,8 % des trajets de la classe 7 sont prédits comme classe 6.

Figure 1. Matrice de confusion du classifieur de trajet sur le jeu de test (pourcentages par ligne : la diagonale indique la part de trajets correctement classés pour chaque classe).



Source : Muchapa (2025).

Figure 2. Durées réelles et durées prédites sur le jeu de test ; la proximité des points avec la diagonale indique une bonne qualité de prédiction.



Source : Muchapa (2025).

3.1.3 Lecture au regard des critères de validation

Tableau 1. Critères de validation des modèles.

Modèle	Indicateur	Critère	Résultat	Statut
Durée	MAE	< 10 % de la durée moyenne (≈ 2 min)	1,02 min (≈ 5 %)	Atteint
Durée	R^2	> 0,90	0,97	Atteint
Trajet	Exactitude	> 90 %	93,98 %	Atteint
Trajet	F1 macro	≥ 0,70	0,73	Atteint de justesse

Source : Muchapa (2025).

Les quatre critères sont atteints. Ces résultats établissent la performance prédictive d'un modèle XGBoost entraîné sur des données historiques locales. Ils ne permettent pas d'affirmer un effet sur les temps de trajet réels, la fluidité du trafic ou la réactivité des décisions, qui n'ont pas été mesurés : l'évaluation est hors ligne, limitée à une seule ville, et l'interface développée (Streamlit) reste un prototype.

3.2 Santé : ce que documente la littérature

Dans le domaine de la santé, des modèles d'apprentissage profond peuvent atteindre, en imagerie médicale, des performances comparables à celles de spécialistes dans des conditions expérimentales (Esteva et al., 2017).

La revue de (Pinto et al., 2025) sur la détection du cancer du poumon par l'IA confirme des performances élevées (jusqu'à 99 % d'exactitude dans certaines études), mais relève que ces résultats reposent souvent sur des jeux de données de taille limitée, des cohortes monocentriques ou rétrospectives et une validation externe insuffisante, avec des données issues pour l'essentiel de populations extérieures à l'Afrique.

La revue de (Muchapa et al., 2025), fondée sur 40 études, identifie des applications de l'apprentissage statistique en imagerie médicale, en surveillance épidémiologique et en gestion des ressources, ainsi que des obstacles persistants : rareté et qualité des données, insuffisance des infrastructures, déficit de compétences et absence de cadres juridiques et éthiques. Les études recensées proviennent pour l'essentiel de pays hors d'Afrique : un seul des neuf travaux du tableau de synthèse concerne l'Afrique de l'Ouest. Ces constats documentent un potentiel de l'IA et de l'apprentissage statistique pour le diagnostic et la gestion des ressources sanitaires. Ils ne démontrent pas, à ce stade, d'effets en contexte africain, ce qui justifie la prudence adoptée dans le cadre proposé en section 4.

4. Cadre proposé de gouvernance proactive fondée sur l'Intelligence Artificielle

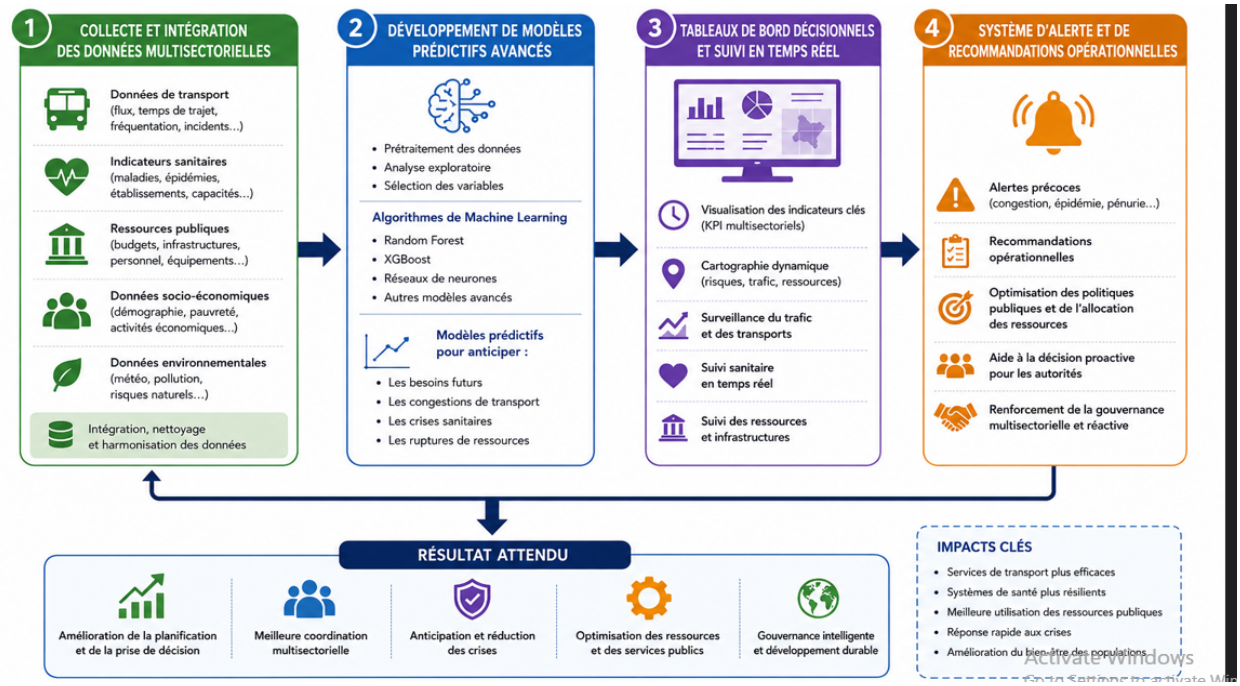
4.1 Finalité et statut du cadre

Cette section propose un cadre intégré visant à passer d'une gouvernance réactive, décrite en section 1.4, à une gouvernance proactive, fondée sur l'anticipation à partir des données. Il s'inscrit dans la gouvernance intelligente définie en section 1.2, dont il précise l'orientation, et articule les domaines du transport, de la santé et de la décision publique, dans la continuité des travaux qui lient analyse prédictive et optimisation des politiques publiques (OECD, 2020). Il constitue une proposition de nature projective : il s'appuie sur les résultats du volet transport (section 3.1) et sur la synthèse de la littérature en santé (section 3.2), mais n'a pas fait l'objet d'une validation empirique.

4.2 Composantes du cadre

Le cadre se structure autour de quatre composantes : (i) la collecte et l'intégration de données multisectorielles (flux de transport, indicateurs sanitaires, ressources publiques) ; (ii) le développement de modèles prédictifs de Machine Learning pour anticiper les besoins et les perturbations ; (iii) des tableaux de bord décisionnels offrant une visualisation claire des informations critiques et, à terme, un suivi en temps réel ; (iv) un système d'alertes et de recommandations opérationnelles destiné à soutenir une décision proactive et la réactivité des autorités. Ces composantes fonctionnent en boucle : les décisions prises alimentent à leur tour la collecte de données.

Figure 3. Cadre proposé de gouvernance proactive fondée sur l'Intelligence Artificielle.



Source : conception de l'auteur à partir des résultats du volet transport et de la littérature scientifique.

4.3 Ancrage dans les résultats et niveau de preuve

Tableau 2. Ancrage du cadre proposé dans les résultats.

Composante	Transport (Lubumbashi)	Santé	Statut
(i) Collecte et intégration des données	26 090 trajets issus de registres et de saisies manuelles	Rareté et qualité des données (Muchapa et al., 2025)	Testé (transport) ; documenté (santé)
(ii) Modèles prédictifs	XGBoost : durée (MAE 1,02 min, R^2 0,97) et itinéraire (exactitude 93,98 %, F1 macro 0,73)	Performances élevées, validation externe limitée (Pinto et al., 2025)	Testé hors ligne (transport) ; documenté (santé)
(iii) Tableaux de bord	Interface de prédiction Streamlit	Non étudié ici	Prototype
(iv) Alertes et recommandations	Prévus dans la conception du système, non évalués	Non étudié ici	Proposé

Source : conception de l'auteur à partir des résultats et du cadre proposé.

Seules les composantes (i) et (ii) reposent sur des résultats, et uniquement pour le transport ; les composantes (iii) et (iv) sont à l'état de prototype ou de proposition, et la transposition à la santé reste à démontrer. Les conditions de mise en œuvre (qualité des données, biais algorithmiques, compétences, souveraineté numérique) et les pistes de validation sont discutées en section 5.

5. Enjeux, limites et perspectives

5.1 Enjeux de mise en œuvre

Le passage d'une gouvernance réactive à une gouvernance proactive suppose de lever cinq enjeux, qui conditionnent chacune des composantes du cadre proposé en section 4. Le premier concerne la qualité, la disponibilité et l'intégrité des données, déterminantes pour le succès des initiatives fondées sur l'IA (World Bank, 2021) : la rareté et la qualité des données figurent aussi parmi les obstacles principaux relevés par les revues en santé (Muchapa et al., 2025), et, à Lubumbashi, certaines variables reposent encore sur des saisies manuelles. Le deuxième est éthique : les biais algorithmiques et la sous-représentation des populations africaines dans les jeux d'entraînement doivent être pris en compte pour garantir des décisions équitables et transparentes (UNESCO, 2022; Pinto et al., 2025).

Le troisième est celui des compétences locales, indispensables à la durabilité et à l'appropriation des technologies (Muchapa et al., 2025). Le quatrième est l'acceptabilité sociale : la prudence des professionnels et certaines réticences culturelles à l'égard de l'IA freinent son adoption (Pinto et al., 2025). Le cinquième est la souveraineté numérique : en l'absence de cadres juridiques robustes pour la collecte, le stockage et le partage des données, la protection des intérêts nationaux et des personnes reste fragile (Muchapa et al., 2025).

5.2 Limites de l'étude

Par rapport au volet transport, les données proviennent d'une seule ville, sur une période d'un an (avril 2024 à mars 2025), et certains champs sont saisis manuellement. Les classes sont déséquilibrées, ce qui explique l'écart entre l'exactitude (93,98 %) et le F1 macro (0,73), et le rappel descend à 45,3 % pour la classe la moins bien reconnue. L'évaluation est hors ligne, sur les données historiques, sans données en temps réel ni validation de terrain. Le classifieur choisit parmi huit trajets (itinéraires) connus: il ne génère pas de nouvel itinéraire et n'a pas été comparé à un algorithme de plus court chemin. Un seul algorithme, XGBoost, a été entraîné, sans modèle de référence simple ni autre algorithme. Enfin, ni la réduction des temps de trajet ni l'effet sur la décision publique n'ont été mesurés.

Par rapport au volet santé, celui-ci repose sur une synthèse de la littérature (deux revues auxquelles l'auteur a contribué) et non sur des données propres. Les études recensées proviennent pour l'essentiel de pays hors d'Afrique, avec des validations externes limitées.

Par rapport au cadre proposé, il n'a pas été validé empiriquement. Seules les composantes (i) et (ii) s'appuient sur des résultats, uniquement pour le transport; les composantes (iii) et (iv) sont à l'état de prototype ou de proposition, et sa transposition à la santé reste à démontrer.

5.3 Perspectives

Quatre pistes en découlent. D'abord, la validation du cadre : consultation d'experts et d'acteurs de terrain, puis projet pilote avec les autorités urbaines, avec une comparaison avant/après des temps de trajet pour mesurer un effet réel. Ensuite, le renforcement du volet transport : intégration de données GPS en temps réel, application mobile de signalement des perturbations, enrichissement du jeu de données (variables socio-économiques), traitement du déséquilibre des classes, comparaison avec d'autres algorithmes et un modèle de référence, et extension à d'autres villes congolaises. Puis, dans la santé, la constitution de jeux de données africains et l'adoption de protocoles de validation standardisés (Pinto et al., 2025). Enfin, sur le plan institutionnel, la collaboration avec les autorités locales, le renforcement des compétences et la coopération régionale (OECD, 2026), et le recours à des systèmes hybrides associant l'IA à l'expertise humaine, afin que les solutions restent alignées sur les besoins sociétaux et éthiques (UNESCO, 2022; Wirtz, 2019).

Conclusion

Cet article cherchait à déterminer dans quelle mesure l'Intelligence Artificielle, illustrée par la prédiction des déplacements urbains à Lubumbashi et par les apports documentés dans le secteur de la santé, peut fonder un cadre de gouvernance proactive de la décision publique en Afrique. La réponse est nuancée, et c'est l'un des apports de la démarche: elle distingue ce qui est testé, ce qui est documenté et ce qui est proposé.

Ce qui est testé: sur 26 090 enregistrements de trajets, un modèle XGBoost estime la durée d'un trajet avec une erreur absolue moyenne de 1,02 minute (R^2 = 0,97), et un second prédit l'itinéraire emprunté avec une exactitude de 93,98 % (F1 macro = 0,73). Ces résultats établissent, hors ligne et sur les données historiques locales, la faisabilité d'une prédiction utile à la régulation du transport. Ce qui est documenté: en santé, la littérature, y compris deux revues auxquelles l'auteur a contribué, indique un potentiel pour le diagnostic et la gestion des ressources, mais les preuves en contexte africain restent rares. Ce qui est proposé: un cadre intégré de gouvernance proactive en quatre composantes (collecte et intégration des données, modèles prédictifs, tableaux de bord, alertes et recommandations), qui relie ces deux volets à la décision publique.

L'apport principal est donc double. Sur le plan scientifique, l'article propose une grille de lecture qui sépare effets démontrés et potentiel, et la rattache à un cas local documenté. Sur le plan pratique, il offre aux autorités urbaines un point d'appui concret, un prototype de prédiction fondé sur des données de terrain, ainsi qu'une feuille de route pour passer de la réaction à l'anticipation. Ces apports doivent être lus avec leurs limites. Les données couvrent une seule ville et une seule année, avec des saisies manuelles et des classes déséquilibrées; l'évaluation est hors ligne, sans validation de terrain; aucun effet sur les temps de trajet ni sur la réactivité des décisions n'a été mesuré; le volet santé repose sur une synthèse de la littérature; et le cadre n'a pas été validé empiriquement.

Ces limites ouvrent des perspectives précises: valider le cadre après d'experts et dans un projet pilote avec les autorités urbaines, en comparant les temps de trajet avant et après ; intégrer des données GPS en temps réel ; étendre l'étude à d'autres villes congolaises ; constituer, en santé, des jeux de données africains évalués selon des protocoles standardisés. Elles soulèvent aussi des questions que cet article ne tranche pas: à quelles conditions les données publiques peuvent-elles être mutualisées entre secteurs sans compromettre la souveraineté numérique et la protection des personnes? Comment mesurer l'effet réel d'une décision proactive sur les services publics? Et dans quelle mesure un cadre éprouvé dans le transport est-il transposable à la santé et à d'autres secteurs? C'est à ces questions que devront répondre les travaux à venir.

Bibliographie

ABOUDOU, H., & HILMI, Y. (2025). L'impact de l'IFRS 15 sur la Gouvernance d'Entreprise: Transitions vers une Transparence Accrue et des Pratiques Financières Responsables. International Journal of Economics and Management Sciences, 4(3), 28-43.

Abrahams, M. (2021). Evidence-based decision-making in the era of big data. *African Evaluation Journal*.

Ahmar et al. (2025). Challenges and inequities of healthcare in meeting the growing needs of urban children in sub-Saharan Africa. *BMJ Paediatrics Open*.

Amer, M., Hilmi, Y., & El Kezazy, H. (2024, April). Big Data and Artificial Intelligence at the Heart of Management Control: Towards an Era of Renewed Strategic Steering. In The International Workshop on Big Data and Business Intelligence (pp. 303-316). Cham: Springer Nature Switzerland.

ARIN. (2024). Advancing Evidence-Informed Policymaking Across Africa.

Chapman, P., Clinton, J., Kerber, R., Khabaz, T., Reinartz, T., Shearer, C., & Wirth, R. (2000). *CRISP-DM 1.0: Step-by-step data mining guide.* SPSS Inc.

Chen, H., Roger, H. L., & Storey, V. C. (2012). Business Intelligence and Analytics : From big data to big impact. *MIS Quarterly*, 36(4), 1165–1188.

Cinderby et al. (2024). Inclusive climate resilient transport challenges in Africa. *Cities*.

Cirolia, L. R. (2020). Fractured fiscal authority and fragmented infrastructures: Financing sustainable urban development in Sub-Saharan Africa. *Habitat International* .

Djomekui et al. (2025). Urbanization and Health Inequity in Sub-Saharan Africa: Examining Public Health and Environmental Crises in Douala, Cameroon.

Dounia, G., Chaimae, K., Yassine, H., & Houda, B. (2025). ARTIFICIAL INTELLIGENCE AND BIG DATA IN MANAGEMENT CONTROL OF MOROCCAN COMPANIES: CASE OF THE RABAT-SALE-KENITRA REGION. Proceedings on Engineering, 7(2), 925-938.

Essaber, A., Bennani, B., & Blal, I. (2024). Paradigmes épistémologiques : Quels choix pour une recherche en sciences économiques et de gestion ? . *International Journal of Economic Studies and Management*, 4(5), 1223–1234.

Esteva et al. (2017). Dermatologist-level classification of skin cancer with deep neural networks.

Hilbert, M. (2020). Digital technology and social change: the digital transformation of society from a historical perspective. *Dialogues in Clinical Neuroscience*.

Jean Marie Tshimula et al. (2024). Artificial Intelligence for Public Health Surveillance in Africa: Applications and Opportunities. *arXiv (Cornell University)*.

KAIZAR, C., Dounia, G. A. G. A., & HILMI, Y. (2026). Intelligence artificielle et contrôle de gestion: leviers d'accountability et de gouvernance efficace. Agence Francophone, 576-607.

Lee, J., & Dai, Y. (2025). Artificial Intelligence and Data-Driven Technology in the Public Policy Cycle: Comparative Applications, Opportunities, and Risks. *Journal of Comparative Policy Analysis: Research and Practice*.

Magidi, M., & Bhanye, J. (2025). Urban data (un)availability and (in)accessibility in African secondary towns: insights from a 'leftbehind' Zimbabwean town. *Humanities & Social Sciences Communications*.

Mnguni, H. (2025). Barriers to evidence-based policymaking in Africa: A literature review. *International Journal of Development and Sustainability*.

Muchapa. (2025, Juille 31). Application des techniques du machine Learning au routage dynamique du transport en commun dans la ville de Lubumbashi. Lubumbashi, Haut-Katanga, RD Congo: ISS-Lubumbashi.

Muchapa et al. (2025). Enhancing Healthcare in Africa using Statistical Learning : Applications and Opportunities. *ScienceDirect*.

Munadi R. et al. (2026). Ensemble Machine Learning Approach for Traffic Congestion and Travel Time Prediction in Urban BRT Systems.

OECD. (2020). *https://www.oecd.org/gov/innovative-government/ai/*. Consulté le Mars 21, 2026, sur oecd.org.

OECD. (2025). Africa's Urbanisation Dynamics 2025: Planning for Urban Expansion. *OECD Publishing,*.

OECD. (2026). AI governance in Africa : Insights from a policy dialogue with 12 countries.

Pinto et al. (2025). Enhancing Healthcare in Africa: A Brief Review of Lung Cancer Prediction and Detection. *ScienceDirect*.

Ricardo, V. (2020). The role of artificial intelligence in achieving the Sustainable Development Goals. *Nature Communications*.

Russell. (2021). *Artificial Intelligence a modern approach.*

Tshimula, J. M., Kalengayi, M., Makenga, D., Lilonge, D., Kasereka, S. K., Kasoro, N. M., & Asumani, M. (2024). Artificial intelligence for public health surveillance in Africa: Applications and opportunities. *arXiv*.

UNESCO. (2022). *Recommendation on the Ethics of Artificial Intelligence.*

Uwizeyimana, D. E. (2024). How Can Artificial Intelligence (AI) Technologies Enhance Public Policy-making? . *World Journal of Entrepreneurship Management and Sustainable Development*.

WHO. (2021). Ethics and governance of artificial intelligence for health.

Wirtz, B. W. (2019). Artificial intelligence and the public sector—applications and challenges. *International journal of public administration*, 596-615.

World Bank. (2021). *https://www.worldbank.org/*. Consulté le Mars 21, 2026, sur https://www.worldbank.org/en/publication/wdr2021

Yaochen. (2025). Traffic Congestion Level Prediction: A Comparative Study Based on Random Forest and XGBoost Models.