Revue Internationale DAMBE

ISSN :1987-1996

Volume 2 – Numéro 2 - Juin 2026

Valorisation des Savoirs Endogènes et Promotion de la Recherche Scientifique

Revue semestrielle multidimensionnelle du CERFDES
Bamako - Mali
https://revuedambe.cerfdesconsulting.com/

CC BY

Revue Internationale DAMBE

Valorisation des savoirs endogènes et promotion de la recherche scientifique.

ISSN :1987-1996

PRESENTATION

Tirant son nom du mot bambara « **Dambé** », qui signifie la dignité, la revue Internationale « **Dambé** » vise à promouvoir la recherche scientifique en mettant en valeur les savoirs endogènes en Afrique et ailleurs. C'est une revue semestrielle adossée au Centre d'études, de Recherche et de Formation sur les Dynamiques Économiques, Environnementales et Sociales (CERFDES). À l'exception des numéros spéciaux dont la publication est conjoncturelle, la revue publie deux numéros par an (Juin et Décembre).

Ayant un intérêt particulier pour les sciences sociales, elle reçoit des contributions de doctrine livrant des réflexions sur toutes les questions ou problématiques actuelles dans des domaines tels que, la géographie, l'économie, le droit, la santé et tout autre sujet concernant les sciences sociales, humaines et environnementales.

Les articles soumis à la revue Dambé sont évalués de façon rigoureuse par un comité scientifique et de lecture composés de chercheurs et d'enseignants-chercheurs de diverses nationalités et de spécialités variées. Tous les articles publiés restent accessibles librement par les auteurs ainsi que par les lecteurs sur le site de la revue.

COMITE EDITORIAL

Président du Comité Scientifique

Pr Balla DIARRA, Professeur titulaire en Géographie, École Nationale d'Administration

Coordinateur Scientifique

Dr Issa DIALLO, Maître de conférences en sociologie de la santé, INFTS

Rédacteur en Chef

Dr Idrissa DEMBELE, Maître assistant en droit, USJPB

Rédacteur en Chef Adjoint

Dr Adama Koné, Géographe, CERFDES

Coordonnateur des Rubriques Sciences de la Santé

Dr Abdoul Salam DIARRA, Maître assistant en Santé Publique, CNRST, Bamako, Mali

Directeur de publication

Dr Malick TIMBINE, Maître assistant en Géographie, environnement et santé, ISH

COMITE SCIENTIFIQUE

Pr Balla DIARRA, Géographie, Ecole Nationale d'Administration, Mali

Pr Flatie OUATTARA, philosophie, Université Joseph K. Zerbo, Burkina Faso

Pr Seydou MARIKO, Géographie, Ensup de Bamako, Mali

Pr Cheich Hamala TOURE, Professeur titulaire, Université des Sciences Juridiques et Politiques de Bamako (USJPB), Mali

Pr Brema Ely DICKO, Sociologue, Université des Lettres et des Sciences Humaines de Bamako (ULSHB), Mali

Pr Aboubacar Sidiki COULIBALY, littérature anglaise, Université des Lettres et des Sciences Humaines de Bamako (ULSHB), Mali

Pr Belco OUOLOGUEM, Philosophie, Université des Lettres et des Sciences Humaines de Bamako (ULSHB), Mali

Dr Bazoumana DIARRASSOUBA, Géographie, Maître de conférences, CAMES, Université Alassane Ouattara de Bouaké, Côte d'Ivoire

Dr Nouhoum TANDINA, Maitre de Conférences CAMES, USJPB

Dr Amadou TRAORE, Maître de conférences CAMES en sociologie, Université de Ségou.

Dr Fodié TANDJIGORA, Sociologie, Maitre de conférences CAMES, Université des Lettres et des Sciences Humaines de Bamako (ULSHB), Mali

Dr Ibrahima TRAORE, Sciences de l'Education, Maitre de conférences CAMES, Université des Lettres et des Sciences Humaines de Bamako (ULSHB), Mali

Dr Boureima TOURE, Anthropologie, Maitre de conférences CAMES, Université des Lettres et des Sciences Humaines de Bamako (ULSHB), Mali

Dr Seydou LOUA, Sciences de l'Education, Maitre de conférences CAMES, Université des Lettres et des Sciences Humaines de Bamako (ULSHB), Mali

Dr Abdoulaye GUINDO, Anthropologie médicale, Maitre de conférences CAMES, Université des Lettres et des Sciences Humaines de Bamako (ULSHB), Mali

Dr Kawélé TOGOLA, Anthropologie, Maitre de conférences CAMES, Université des Lettres et des Sciences Humaines de Bamako (ULSHB), Mali

Dr Almamy SYLLA, Anthropologie, Maitre de conférences CAMES, Université des Lettres et des Sciences Humaines de Bamako (ULSHB), Mali

Dr Arouna DEMBELE, Géographie, Maître de conférences, USSGB Mali

Dr Amadou BAMBA, Maître de conférences en Économie, USSGB, Mali

Dr Baba COULIBALY, Géographie Maître de Recherche à l'ISH. Mali

Dr Aimé Assué YAO, Géographie, Maître de conférences CAMES, Université Alassane Ouattara de Bouaké, Côte D'ivoire.

Dr Tuo PEGA, Géographie de la santé, Maître de conférences CAMES, Université Félix Houphouët Boigny.

Dr Papa Fara DIALLO, Maitre de conférences en sciences politiques, Université Gaston Berger de saint Louis, Sénégal

Dr Boubacar dit Dédé TRAORE, Archéologie, Maître de conférences à l'ISH.

Dr N'Gna TRAORE, anthropologie, Maître de conférences à l'ISH.

Dr Issa DIALLO, Maitre de conférences en sociologie de la santé, INFTS.

Dr Souleymane KEITA, Maître de conférences, philosophe, USLHB.

Dr Moctar SIDIBE, Maitre-assistant CAMES, Maitre de conférences, sciences de l'éducation, USLHB.

Dr Mory DIALLO, Maitre-assistant CAMES, Maitre de Conférences, USJPB

Dr Allaye NIANGALY, Maitre de Conférences, USJPB

Dr Abdoul SOGODOGO, Maitre-assistant CAMES, Maitre de Conférences, USJPB

Dr Oumar Toumaly DIALLO, Maitre de conférences, USJPB

Dr Samba SOGOBA, Maître de Conférences, USJPB

Dr Yamadou CAMARA, Maitre de Conférences, USJPB

Dr Ahmed SAMAKE, Maitre de Conférences, USJPB

Dr Mariam SIDIBE, Maitre-assistant CAMES, Maitre de Conférences, USJPB

Dr Fousseyni DOUMBIA, Maitre de Conférences, USJPB

Dr Sounko SISSOKO, Maitre de Conférences, Université de Ségou

Dr Lamine SANDY, Sociologie, Maitre de recherche, INFTS, Mali

COMITE DE LECTURE

Dr Bazoumana DIARRASSOUBA, Géographie, Maître de conférences, CAMES, Université Alassane Ouattara de Bouaké, Côte d'Ivoire

Dr Arouna DEMBELE, Géographie, Maître de conférences, USSGB Mali

Dr Issa DIALLO, Maître de conférences des Universités du CAMES en sociologie de la santé, INFTS

Dr Souleymane KEITA, Maître de conférences, philosophe, USLHB.

Dr Moctar SIDIBE, Maitre-assistant CAMES, Maitre de conférences, sciences de l'éducation, USLHB

Dr Tuo PEGA, Géographie de la santé, Maître de conférences CAMES, Université Félix Houphouët Boigny.

Dr Ibrahima TRAORE, Sciences de l'Éducation, Maitre de conférences CAMES, Université des Lettres et des Sciences Humaines de Bamako (ULSHB), Mali

Dr Mory DIALLO, Maitre-assistant CAMES, Maitre de Conférences, USJPB

Dr Mariam SIDIBE, Maitre-assistant CAMES, Maitre de Conférences, USJPB

Dr Yacouba TENGUERI, Maître-assistant CAMES Sociologie, Université de Dédougou, Burkina Faso.

Dr Amadou BAMBA, Maitre-assistant CAMES, Maître de conférences en Économie, USSGB, Mali

Dr Yéo LANZENI, Maître-assistant CAMES en Géographie, Université Félix Houphouët Boigny d'Abidjan.

Dr Mesmer Luther GUEUYOU, Centre d'études de droit international de l'université Paris Ouest, Enseignant chercheur à l'université de Nantes.

Dr Solim ALEKA, Docteur en Droit public, Ministère de la Santé du TOGO.

Dr Hamidou NAPARE, Sciences de l'éducation, Chargé de Recherches à l'INFSS.

Dr Bakaye TOGOLA, Anglais, études africaines et postcoloniales, UCAD

Dr Issa TOGOLA, Maître assistant en Géographie, Institut de sciences humaines, Bamako.

Dr Soufiana Souleymane MAIGA, didactique des langues université de touba Arabe.

Dr Drissa TRAORE, Maître assistant CAMES, Université de Daloa, RCI.

Dr Tiecoura Hamed COULIBALY, Université Péléforo Gon Coulibaly de Korhogo.

Dr Siaka DOUMBIA, Maître assistant en Géographie, Université de Ségou.

Dr Francis Birama Daba SARR, philosophe, Université cheikh Anta Diop de Dakar.

Dr Falingué KEITA, Économie, USSGB.

Dr Harouna BAGAYOKO, Géographie, USSGB.

Dr Adama KONÉ, Géographie, Université de gestion et de développement durable de Bamako.

Dr Amadou SOW, Droit, Centre d'Etudes, de Recherche et de Prospective en Afrique – CERPA (Mali).

Dr Ibrahima BAMBA, Droit, Institut de pédagogie universitaire de Bamako (IPU)

Dr Lassine DIARRA, Maître-Assistant USJPB.

Dr Adama KONE, Géologie, Maître-Assistant à la FST

Dr Issa OUATTARA, Maître assistant en Géographie, INFTS de Bamako.

Dr Oumar DEMBELE, Géographie, point SUD.

Dr Oumar KONÉ, philosophie, USLHB.

Dr Abdou Bougoury TRAORE, Économie de l'environnement, USSGB.

Dr Lassina TOGOLA, logisticien, USSGB.

Dr Ousmane DOUMBIA, Marketing communication, USSGB.

Dr Toumani KANTE, sciences agronomiques, IER.

Dr Youssouf GUINDO, Géographie de l'environnement, ENSUP.

Dr YAO Koffi Bertrand, Maître assistant CAMES en Géographie, Université Félix Houphouet Boigny d'Abidjan.

Dr Abdoulaye MAIGA, Économie politique, USSGB.

Dr Abdoul wahab Issiaka MAIGA, Administration Éducative et planification. Université privée Attaoune (UPA), BAMAKO

Dr Ousmane Famagan KONATE, Droit public.

Dr Malick TIMBINE, Géographie, environnement et Santé, Maître-Assistant à l'ISH.

Dr Moussa FOFANA, anthropologie de la santé, Maître-Assistant à L'ISH.

Dr Lala Aïché TRAORE, Lettre Moderne, Maître- Assistant à l'ISH.

Dr Yaya SIDIBE, Économie, Maître Assistant à l'USSGB.

Dr Mamoutou BERTHE, Philosophie à l'ENSup.

Dr Abdoulaye N'Tigui KONARE, économiste, Maître- Assistant à l'USSGB.

Dr Boubacar KONATE, Maître-Assistant à l'INFTS.

Dr Ousmane SY, Maître de recherche, Epidémiologiste, Direction Générale de la Santé et de l'Hygiène Publique, Bamako, Mali.

Dr Abdoul Salam Diarra, Maître assistant en Santé Publique, CNRST, Bamako, Mali.

Dr Idrissa DEMBELE, droit, Maitre-Assistant, USJPB

Dr Bengaly GUINDO, Science politique, Maitre-Assistant USJPB

Dr Sory Ibrahim Maiga, Science politique, Maitre-Assistant USJPB

Dr Mohamed BERTHE, droit Maitre-Assistant, École supérieur de journalisme et des sciences de la communication, Bamako

Dr Seydou MALLET, droit, USJPB

Dr Oumar CAMARA, droit, Maitre-Assistant en droit USJPB

Dr Bakary KONE, Maitre-Assistant à l'Université des Sciences Sociales et de Gestion de Bamako.

Dr Lamine Boua COULIBALY, Géographie, Maitre-Assistant à l'Université de Ségou.

Dr Soumaila COULIBALY, Psychologie, Enseignant chercheur à l'université des sciences sociales et de gestion de Bamako.

Dr Seydou Soungalo COULIBALY, Sciences de l'éducation, à l'IPU de Bamako.

Dr Ibrahim Amara DIALLO, Philosophie politique et morale, ULSHB.

Dr Ibrahim KONE, relations internationales, FSAP, Bamako

Dr Moïse Jean, Docteur en droit public à l'Université de Nanterre, Chercheur postdoctoral à l'Université de Genève.

SOMMAIRE

Diakaridia SIDIBE, Yaya DOGONI, Bakary DAGNO

ANALYSE DE L'EFFETS DES CHANGEMENTS CLIMATIQUES SUR LA DENSITE, LA STRUCTURE ET LA PRODUCTION LIGNEUSE DANS LA FORET CLASSEE DES MONTS MANDINGUES AU MALI 1

ANALYSIS OF THE EFFECT OF CLIMATE CHANGE ON THE DENSITY, STRUCTURE AND WOOD PRODUCTION IN THE CLASSIFIED FOREST OF THE MANDINGUE MOUNTAINS IN MALI..... 1

ADJAWOUTO Kossi Tozo, DANDONOUGBO Iléri, HETCHELI Follygan

MAUVAIS ETAT DU RESEAU ROUTIER ET LA PRODUCTION DU SODABI (BOISSON LOCALE) DANS LES MILIEUX RURAUX DE LA PREFECTURE DU MOYEN-MONO AU TOGO 13

POOR CONDITION OF THE ROAD NETWORK AND THE PRODUCTION OF SODABI (LOCAL DRINK) IN RURAL AREAS OF THE MOYEN-MONO PREFECTURE IN TOGO..... 13

Komi DOSSE, Koudzo SOKEMAWU

LES DÉTERMINANTS DE LA CONSOMMATION DU LAPIN D'ÉLEVAGE DANS LA DISTRICT AUTONOME DU GRAND LOMÉ AU SUD-TOGO..... 32

DETERMINANTS OF FARMED RABBIT MEAT CONSUMPTION IN THE GREATER LOMÉ AUTONOMOUS DISTRICT, SOUTHERN TOGO..... 32

Bakary BERTHE, Boubacar SY, Abdoulaye KEITA, Houdou Attikou DIALLO, Bokary DIALLO

ANALYSE DU PROCESSUS D'ORGANISATION ET DE GESTION DES ÉVACUATIONS SANITAIRES AUX SERVICES D'ACCUEIL DES URGENCES (SAU): CAS DU CENTRE HOSPITALIER UNIVERSITAIRE (CHU) DE GABRIEL TOURE 43

ANALYSIS OF THE ORGANIZATION AND MANAGEMENT PROCESS OF MEDICAL EVACUATIONS IN EMERGENCY DEPARTMENTS (EDS) : CASE OF THE GABRIEL TOURE UNIVERSITY HOSPITAL CENTER (CHU) 43

Tantely Aro Tafika Notahina Anjarasoa RAKOTONINDRINA, Tantely Ny Andry Nomena Anjarasoa RAKOTONINDRINA, Tantely Oliva RAKOTONINDRINA, Faly Tinasoa ANDRIANANDRASANIRINA

IMPACT DE L'USAGE DES LEARNING LABS SUR L'INNOVATION PÉDAGOGIQUE DANS L'ENSEIGNEMENT SUPÉRIEUR : CAS DE L'ÉCOLE NORMALE SUPÉRIEURE DE L'UNIVERSITÉ DE FIANARANTSOA, MADAGASCAR) 58

IMPACT OF LEARNING LAB USE ON PEDAGOGICAL INNOVATION IN HIGHER EDUCATION: CASE OF THE ÉCOLE NORMALE SUPÉRIEURE OF THE UNIVERSITY OF FIANARANTSOA, MADAGASCAR 58

KOUAKOU Amenan Ester, DAGNOGO Gnéré Laeticia Blama

PETITES ÉPARGNES, GRANDES VICTOIRES »: POUR UNE ANALYSE COMMUNICATIONNELLE DU PROGRAMME FILETS SOCIAUX PRODUCTIFS DANS LA COMMUNE DE SOUBRÉ EN CÔTE D'IVOIRE 70

SMALL SAVING, BIG VICTORIES »: A COMMUNICATION ANALYSIS OF THE PRODUCTIVE SOCIAL SAFETY NET PROGRAMM IN THE COMMUNE OF SOUBRÉ IN IVORY COAST 70

Tantely Ny Andry Nomena Anjarasoa RAKOTONINDRINA, Tantely Aro Tafika Notahina Anjarasoa RAKOTONINDRINA, RATSIMBAZAFY, Tantely Oliva RAKOTONINDRINA

MODERNITÉ, ÉDUCATION FAMILIALE ET RÉSULTATS SCOLAIRES : LE CAS DE LA RÉGION DIANA À MADAGASCAR 85

MODERNITY, FAMILY EDUCATION AND ACADEMIC ACHIEVEMENT: THE CASE OF THE DIANA REGION IN MADAGASCAR 85

Djibril Abdoulaye SABANE, Boubacar SY

EFFETS DES POLITIQUES DE SUBVENTIONS AGRICOLES SUR LA CROISSANCE ECONOMIQUE AU MALI 102

EFFECTS OF AGRICULTURAL SUBSIDY POLICIES ON ECONOMIC GROWTH IN MALI 102

NGBANGA MOSALA CLAUDE

ANALYSE DES BESOINS DU PEUPLE BUDJA À TRAVERS LE VÉCU DES PHÉNOMÈNES ‘’PSI ‘’ 110

ANALYSIS OF THE NEEDS OF THE BUDJA PEOPLE THROUGH THEIR EXPERIENCE OF PSI PHENOMENA 110

TSHIKAMA KALAMBA Alfred

ENTREPRENEURIAT CULTUREL À KINSHASA: ENJEUX ET PERSPECTIVES DE CRÉATION D'UNE INDUSTRIE CRÉATIVE (CAS DE L'ATELIER ALTSHIK. C.A.F) 124

CULTURAL ENTREPRENEURSHIP IN KINSHASA: ISSUES AND PROSPECTS FOR CREATING A CREATIVE INDUSTRY (CASE OF THE ALTSHIK WORKSHOP. C.A.F) 124

IPOBA MENAKUNTIMA Léonard, LONGI MASALA Rachel, MATAND TUILWENG Alphonse, KIPALA ESANGO Nestor

EVOLUTION DE L'HABITAT DANS L'AIRE URBAINE DE KINSHASA : ETAT DE LIEUX ET PERSPECTIVES 132

HOUSING TRENDS IN THE KINSHASA URBAN AREA : CURRENT SITUATION AND OUTLOOK 132

Issoufou COULIBALY

APPORTS DES TECHNOLOGIES INTELLIGENTES ET NUMÉRIQUES DANS L'AGRICULTURE MALIENNE 145

EMERGING ECOLOGICAL TRANSITION: CONTRIBUTIONS OF INTELLIGENT AND DIGITAL TECHNOLOGIES TO MALIAN AGRICULTURE 145

LUKUBAMA MUMBELA Reddy, BAKUMBA MANGITUKULU Guy

DE LA PRÉCARITÉ À L'AUTOFINANCEMENT DU FONCIER : LE REMEMBREMENT FONCIER COMME LEVIER DE TRANSFORMATION DES QUARTIERS SPONTANÉS À KINSHASA 158

FROM PRECARITY TO LAND SELF-FINANCING: LAND READJUSTMENT AS A LEVER FOR TRANSFORMING INFORMAL SETTLEMENTS IN KINSHASA 158

Issa Koné

CARBONE POREUX HIÉRARCHIQUE DOPÉ AVEC DU FER, DE L'AZOTE ET DU SOUFRE (FENS/HPC) POUR LA RÉACTION DE RÉDUCTION DE L'OXYGÈNE (ORR) 179

HIERARCHICAL POROUS CARBON DOPED WITH IRON, NITROGEN, AND SULFUR (FENS/HPC) FOR THE OXYGEN REDUCTION REACTION (ORR) 179

CAMARA Soumaila, COULIBALY Souleymane

ÉVALUATION DES PERFORMANCES D'UN SYSTÈME DE REFROIDISSEMENT À ABSORPTION À SIMPLE EFFET ENTRAÎNÉ PAR UN CAPTEUR SOLAIRE À DOUBLE ACTION EN CLIMAT CHAUD 193

PERFORMANCE EVALUATION OF A SINGLE-EFFECT ABSORPTION COOLING SYSTEM DRIVEN BY A DUAL-ACTION SOLAR COLLECTOR IN A HOT CLIMATE 193

Natié COULIBALY

RÉSILIENCE ÉDUCATIVE AU MALI: QUELLES STRATÉGIES DES ACTEURS DE L'ÉCOLE EN CONTEXTE D'INSÉCURITÉ? 210

EDUCATIONAL RESILIENCE IN MALI: WHAT STRATEGIES DO SCHOOL ACTORS ADOPT IN A CONTEXT OF INSECURITY?.....210

Darcy LUTUMBA NKANGA

ARBRE DE DÉCISION: FONCTIONNEMENT ET IMPACT DANS LE DOMAINE DE LA SANTÉ.....220

DECISION TREE: HOW IT WORKS AND ITS IMPACT IN THE HEALTHCARE SECTOR.....220

KONAN Kouakou Gildas

L'IMAGINATION MATÉRIELLE CHEZ JOSUÉ GUÉBO : UN PROCÈS EN COURS DANS SONGE À LAMPEDUSA.....229

MATERIAL IMAGINATION IN JOSHUA GUEBO : A TRIAL IN PROGRESS IN A DREAM IN LAMPEDUSA.....229

Darcy LUTUMBA NKANGA, Richard KITONDUA LUBANZADIO, Cédric KABEYA TSHISEBA, Pierre KAFUNDA KATALAY, Josué NZUZI TSASA, Tommy BUKASA MUTOMBO, Merveil LUMBALA KATUMBA

OPTICS: FONCTIONNEMENT ET IMPACT DANS LE DOMAINE DE LA SANTÉ.....240

OPTICS: HOW IT WORKS AND ITS IMPACT IN THE HEALTHCARE SECTOR.....240

Oumar DEMBELE, Issa OUATTARA, Adama KONE, Mounérou DJIRE

EMIGRATION ET CHANGEMENTS SOCIOÉCONOMIQUES DE LA VILLE DE KITA - MALI.....250

EMIGRATION AND SOCIO-ECONOMIC CHANGES IN THE CITY OF KITA-MALI.....250

Dabiré Der, Fayama Tionyélé, Ouiminga Idrissa, Sondé T Larissa, Berre David, Toé Patrice

TYPOLOGIE DES INTERACTIONS EN JEU DANS LA GOUVERNANCE DES RESSOURCES PASTORALES POUR S'ADAPTER AUX EFFETS DES CHANGEMENTS CLIMATIQUES DANS LA COMMUNE RURALE DE KOUMBIA AU BURKINA FASO: ENTRE HIÉRARCHIE, MÉDIATION, COOPÉRATION ET CONFLIT.....264

A TYPOLOGY OF INTERACTIONS INVOLVED IN THE GOVERNANCE OF PASTORAL RESOURCES TO ADAPT TO THE EFFECTS OF CLIMATE CHANGE IN THE RURAL COMMUNE OF KOUMBIA, BURKINA FASO: BETWEEN HIERARCHY, MEDIATION, COOPERATION, AND CONFLICT.....264

Mahmoud Ag ALY, Cheick Kader M'BAYE, Falingué KEITA

INVESTISSEMENTS EN INFRASTRUCTURES ÉNERGÉTIQUES ET CROISSANCE ÉCONOMIQUE AU MALI 274

INVESTMENT IN ENERGY INFRASTRUCTURE AND ECONOMIC GROWTH IN MALI 274

Sékou Dit Karamoko KEITA, Boubacar SY

RÔLE DE LA FIXATION DU PRIX DU COTON ET LA CROISSANCE ÉCONOMIQUE DU MALI 284

THE ROLE OF COTTON PRICING IN MALI'S ECONOMIC GROWTH 284

Oumar SK DEMBELE, ABDOUL Karim CAMARA

HÉTÉROGÉNÉİTE ÉNONCIATIVE ET CONSTRUCTION DU SENS: UNE LECTURE DISCURSIVE À LA LUMIÈRE DES TRAVAUX DE JACQUELINE AUTHIER-REVUZ..... 294

ENUNCIATIVE HETEROGENEITY AND THE CONSTRUCTION OF MEANING: A DISCURSIVE ANALYSIS IN LIGHT OF THE WORK OF JACQUELINE AUTHIER-REVUZ..... 294

ARBRE DE DÉCISION: FONCTIONNEMENT ET IMPACT DANS LE DOMAINE DE LA SANTÉ

DECISION TREE: HOW IT WORKS AND ITS IMPACT IN THE HEALTHCARE SECTOR

Darcy LUTUMBA NKANGA

Centre de Recherche Interdisciplinaire de l'Université Pédagogique Nationale (CRIDUPN), Kinshasa-RDC

Centre de Recherche sur l'enseignement de Mathématiques (CREM), Kinshasa –RDC

lutumbadarcy04@gmail.com

Résumé

L'arbre de décision est un modèle d'intelligence artificielle supervisé qui prend ses décisions en posant une série de questions successives sur les données, produisant des règles du type « SI… ALORS… » directement lisibles par tout utilisateur. Dans le cadre du projet E-Santé-Smart, trois arbres de décision ont été construits pour classifier l'état nutritionnel d'enfants congolais de 0 à 60 mois à partir de mesures anthropométriques simples. Le modèle basé sur les données cliniques a atteint une précision de 97,3 %, en produisant sept règles de décision utilisables directement sur le terrain par les agents de santé, sans formation informatique préalable. Ces résultats positionnent l'arbre de décision comme un outil d'aide au diagnostic pédiatrique fiable, transparent et adapté aux contextes à ressources limitées.

Mots clés: Arbre de décision, apprentissage supervisé, aide au diagnostic, règles IF/THEN, malnutrition infantile, E-santé, RDC.

Abstract

The decision tree is a supervised artificial intelligence model that makes its decisions by asking a series of successive questions about data, producing IF/THEN rules directly readable by any user. Within the E-Santé-Smart project, three decision trees were built to classify the nutritional status of Congolese children aged 0 to 60 months using simple anthropometric measurements. The clinical model achieved 97.3% accuracy, producing seven decision rules directly usable in the field by health workers without prior computing training. These results position the decision tree as a reliable, transparent diagnostic support tool adapted to resource-limited contexts.

Keywords: Decision tree, supervised learning, diagnostic support, IF/THEN rules, child malnutrition, e-health, DRC.

INTRODUCTION

L'interprétabilité des modèles d'intelligence artificielle constitue un enjeu central dans le domaine médical. Un modèle de prédiction qui ne peut pas expliquer ses décisions est difficile à adopter dans un contexte clinique, où la responsabilité médicale exige que chaque décision soit justifiable. C'est ce constat fondamental qui place l'arbre de décision au cœur de l'intelligence artificielle médicale moderne.

Breiman et al. (1984) ont posé les fondements théoriques du cadre CART (Classification and Regression Trees), démontrant qu'un arbre de décision peut rivaliser avec les méthodes statistiques classiques tout en produisant des règles d'une lisibilité remarquable. Un arbre de décision fonctionne de manière intuitive: à chaque étape, il pose une question binaire (oui/non) sur les données — par exemple, « le Z-score poids/taille de cet enfant est-il inférieur à -2,945? » — et divise les enfants en deux groupes selon leur réponse. La question posée est choisie de manière à séparer au mieux les différents profils nutritionnels. Le processus se répète à chaque

niveau de l'arbre jusqu'à ce que chaque groupe soit suffisamment homogène pour permettre un diagnostic fiable. L'ensemble de ces questions et des chemins possibles forme une structure en arbre, où chaque « feuille » en bas représente un diagnostic final.

Quinlan (1993) a enrichi ce cadre avec son implémentation C4.5, étendue à une grande variété de problèmes de classification médicale, notamment la détection de maladies chroniques et le triage de patients. Dans le domaine de la santé, Kourou et al. (2015) ont recensé de nombreuses applications du Machine Learning en oncologie, concluant que les arbres de décision se distinguent par leur capacité à produire des résultats explicables — condition sine qua non de leur adoption clinique. Topol (2019) confirme que l'intelligence artificielle peut atteindre des performances remarquables dans des tâches diagnostiques, à condition que les outils soient transparents et acceptés par les praticiens.

Rudin (2019) va encore plus loin, arguant que dans les domaines à enjeux élevés comme la santé, les modèles interprétables ne sont pas seulement préférables mais éthiquement nécessaires: ils permettent de comprendre, d'auditer et de contester les décisions prises, ce qui est fondamental pour la confiance des patients et des professionnels de santé. Pedregosa et al. (2011) ont mis à disposition via la bibliothèque scikit-learn une implémentation de référence des arbres CART, largement utilisée dans la recherche académique et qui a servi de socle technique à la présente étude.

Dans le domaine de la santé, la capacité d'expliquer une décision est aussi importante que la décision elle-même. Un outil d'aide au diagnostic pédiatrique idéal fournirait, pour chaque enfant examiné, non seulement un résultat (croissance normale, malnutrition modérée ou sévère), mais aussi la raison de ce résultat en langage accessible, utilisable sur le terrain, même en dehors de tout environnement informatique. Des règles imprimables sur une fiche de référence, ou intégrables dans une application mobile légère, constitueraient le levier opérationnel le plus adapté aux réalités des services de santé congolais, où les agents de terrain ont souvent peu de formation spécialisée mais beaucoup de bon sens clinique pratique.

En pratique, la République Démocratique du Congo fait face à un double défi. D'une part, environ 43 % des enfants de moins de cinq ans souffrent d'un retard de croissance chronique (OMS, 2023). Selon le rapport conjoint UNICEF/OMS/Banque Mondiale (2023), la RDC figure parmi les pays les plus touchés d'Afrique subsaharienne, avec des disparités marquées entre milieu urbain et milieu rural. D'autre part, les outils d'aide au diagnostic existants sont soit trop complexes pour être utilisés par des agents de terrain non spécialisés, soit inaccessibles faute d'infrastructure numérique ou de connexion internet. Il en résulte une détection tardive des anomalies nutritionnelles, un ciblage insuffisant des interventions thérapeutiques, et in fine une surmortalité infantile évitable.

Comment l'arbre de décision peut-il fournir un outil d'aide au diagnostic pédiatrique à la fois précis et interprétable, directement utilisable par les agents de santé sur le terrain en République Démocratique du Congo?

La présente étude vise à présenter le fonctionnement de l'arbre de décision et à évaluer ses performances dans la classification de l'état nutritionnel des enfants congolais à travers le projet E-Santé-Smart, en mettant l'accent sur l'interprétabilité des résultats produits et leur applicabilité sur le terrain médical.

I. METHODOLOGIE

Cette étude combine une démarche analytique pour décomposer le fonctionnement de l'arbre de décision, une démarche comparative pour évaluer les performances de trois modèles

distincts, et une démarche documentaire pour ancrer les résultats dans la littérature scientifique internationale.

1.1. Fonctionnement général de l'arbre de décision CART

L'arbre de décision CART fonctionne en construisant une structure hiérarchique de questions binaires sur les données. À chaque nœud, l'algorithme évalue toutes les variables disponibles et choisit celle qui sépare le mieux les profils nutritionnels, selon le critère de l'indice de Gini. Cet indice mesure l'impureté d'un groupe : un groupe dont tous les enfants ont le même profil (par exemple, tous en malnutrition sévère) a une impureté nulle (Gini = 0) ; un groupe mélangé a une impureté élevée. L'algorithme choisit à chaque étape la question qui minimise cette impureté dans les groupes résultants.

Pour éviter le surapprentissage phénomène par lequel un modèle mémorise les données d'entraînement sans être capable de généraliser à de nouveaux enfants, plusieurs mécanismes de contrôle ont été appliqués : profondeur maximale de 4 niveaux (max_depth = 4), minimum de 26 observations par feuille (min_samples_leaf = 26), et élagage par complexité-coût (ccp_alpha = 0,005). Ces paramètres ont été optimisés automatiquement par validation croisée (GridSearchCV, 5 folds), garantissant que les résultats sont robustes et généralisables.

1.2. Stratégie des trois modèles

Trois arbres de décision distincts ont été construits pour répondre à des besoins complémentaires. Le modèle Clinique utilise uniquement les mesures anthropométriques et les Z-scores OMS informations disponibles lors de toute consultation médicale de routine. Il est conçu pour le diagnostic individuel précis. Le modèle Contextuel utilise uniquement des variables socio-économiques (milieu de résidence, source d'eau potable, niveau d'éducation maternelle, statut vaccinal) informations disponibles même sans consultation médicale, récoltables lors d'une enquête de terrain. Il est conçu pour le ciblage des populations à risque dans le cadre de politiques de santé publique. Le modèle Hybride combine les deux types de variables pour une vue complète du profil de l'enfant, offrant la robustesse maximale.

Les étiquettes de classification (profils nutritionnels : croissance normale, malnutrition modérée, malnutrition sévère) utilisées pour l'apprentissage avaient été préalablement générées par l'algorithme OPTICS dans une phase non supervisée (voir article compagnon sur OPTICS dans cette même série de publications). L'arbre de décision apprend ainsi à « expliquer », en langage de règles lisibles, ce qu'OPTICS avait découvert de manière automatique.

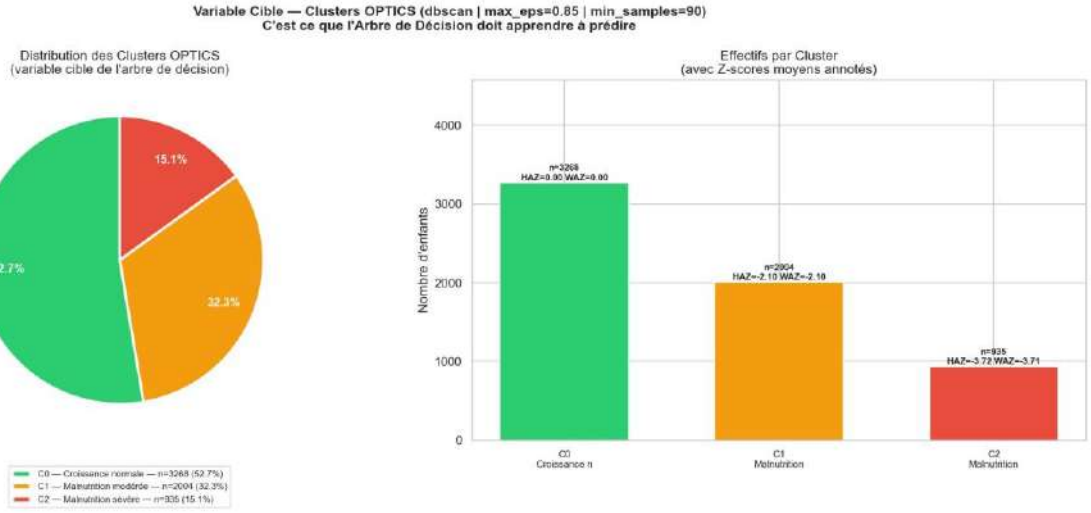
1.2.1. Population

La population cible est constituée des enfants congolais âgés de 0 à 60 mois, suivis dans les services pédiatriques et centres de santé de la République Démocratique du Congo.

1.2.2. Échantillon

L'analyse repose sur un échantillon de **7 000 enfants**. Le dataset comporte 21 variables par enfant et a été divisé en 70 % pour l'entraînement des modèles, 15 % pour le réglage des paramètres et 15 % pour l'évaluation finale avec une stratification garantissant que les trois profils nutritionnels sont représentés de façon proportionnelle dans chaque sous-ensemble. La figure ci-dessous illustre la répartition des profils nutritionnels dans le dataset.

Figure 1 : Distribution des clusters OPTICS — variable cible de l'arbre de décision. La croissance normale représente 52,7 % de l'effectif (hors outliers), la malnutrition modérée 32,3 % et la malnutrition sévère 15,1 %.



Source : Darcy LUTUMBA NKANGA, 2026

II. RÉSULTATS

Les trois modèles ont été évalués sur l'ensemble de test indépendant (N = 932 enfants, soit 15 % du dataset total). Le tableau ci-dessous résume leurs performances sur quatre métriques complémentaires :

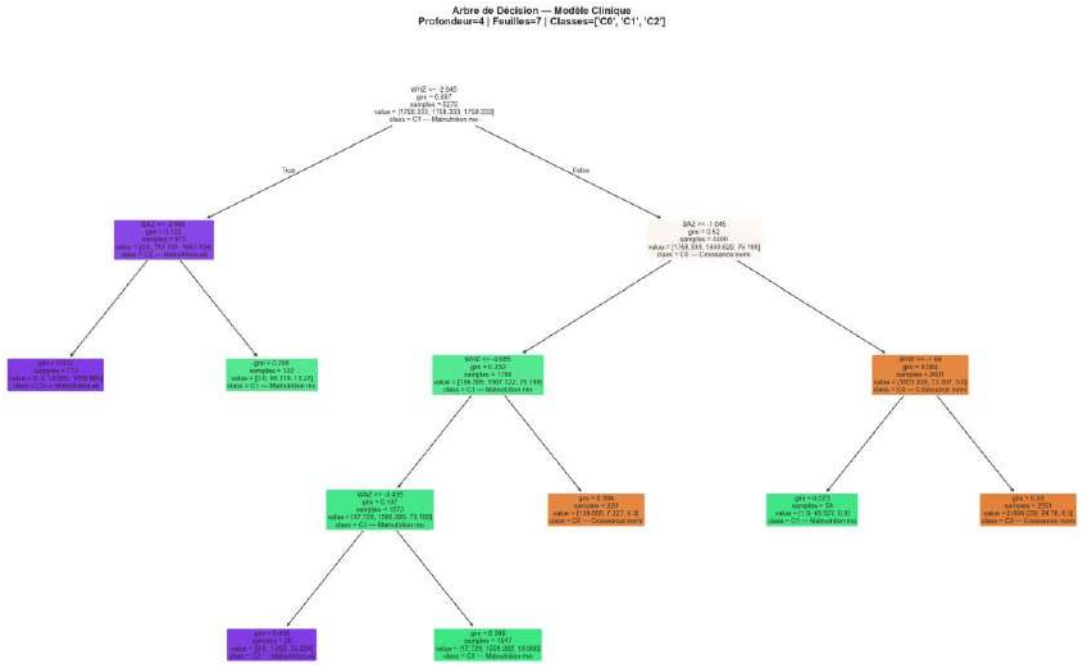
Modèle	Variables utilisées	Précision globale	Score F1 moyen	Utilité principale
Clinique	Mesures anthropométriques + Z-scores OMS	97,3 %	97,2 %	Diagnostic biomédical précis en consultation
Contextuel	Variables socio-économiques uniquement	58,8 %	54,5 %	Ciblage de populations à risque, politiques de santé
Hybride	Toutes les variables combinées	97,3 %	97,2 %	Vue complète — robustesse maximale

Source : Darcy LUTUMBA NKANGA, 2026

Le modèle Clinique et le modèle Hybride atteignent la même précision de 97,3 %, confirmant que les mesures anthropométriques seules sont suffisantes pour une classification nutritionnelle de haute qualité. Le fait que le modèle Hybride n'améliore pas les performances du modèle Clinique est lui-même un résultat scientifique important : l'arbre de décision a naturellement sélectionné les Z-scores anthropométriques comme variables suffisantes, laissant de côté les variables socio-économiques jugées redondantes une fois les mesures directes disponibles.

La figure ci-dessous présente la structure visuelle de l'arbre de décision du modèle Clinique, avec ses 4 niveaux de profondeur et ses 7 feuilles diagnostiques :

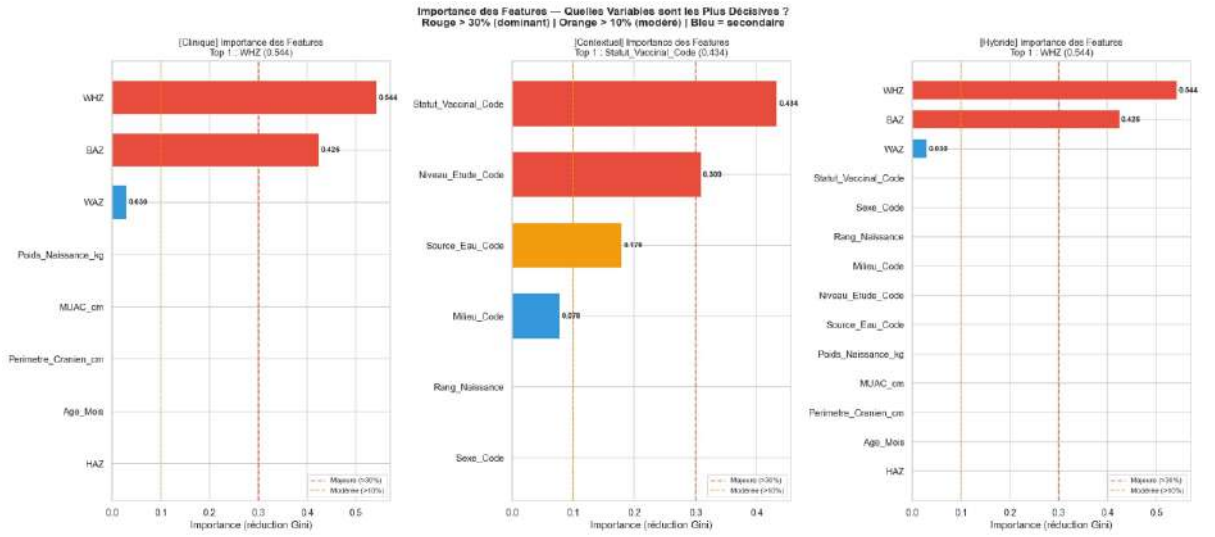
Figure 2 : Arbre de décision — Modèle Clinique (profondeur 4, 7 feuilles). Chaque nœud coloré représente une question sur un Z-score ; chaque feuille indique le diagnostic final (C0 = croissance normale, C1 = malnutrition modérée, C2 = malnutrition sévère).



Source : Darcy LUTUMBA NKANGA, 2026

La figure ci-dessous présente l'importance de chaque variable dans les trois modèles. Dans les modèles Clinique et Hybride, le WHZ domine largement ; dans le modèle Contextuel, c'est le statut vaccinal qui prédomine :

Figure 3 : Importance des variables (réduction de l'indice de Gini) dans les trois modèles. WHZ = Z-score poids/taille (54,4 % dans les modèles Clinique et Hybride). Dans le modèle Contextuel, le statut vaccinal (43,4 %) et le niveau d'éducation maternelle (30,9 %) dominent.



Source : Darcy LUTUMBA NKANGA, 2026

Les sept règles de décision du modèle Clinique/Hybride, avec leur interprétation clinique détaillée :

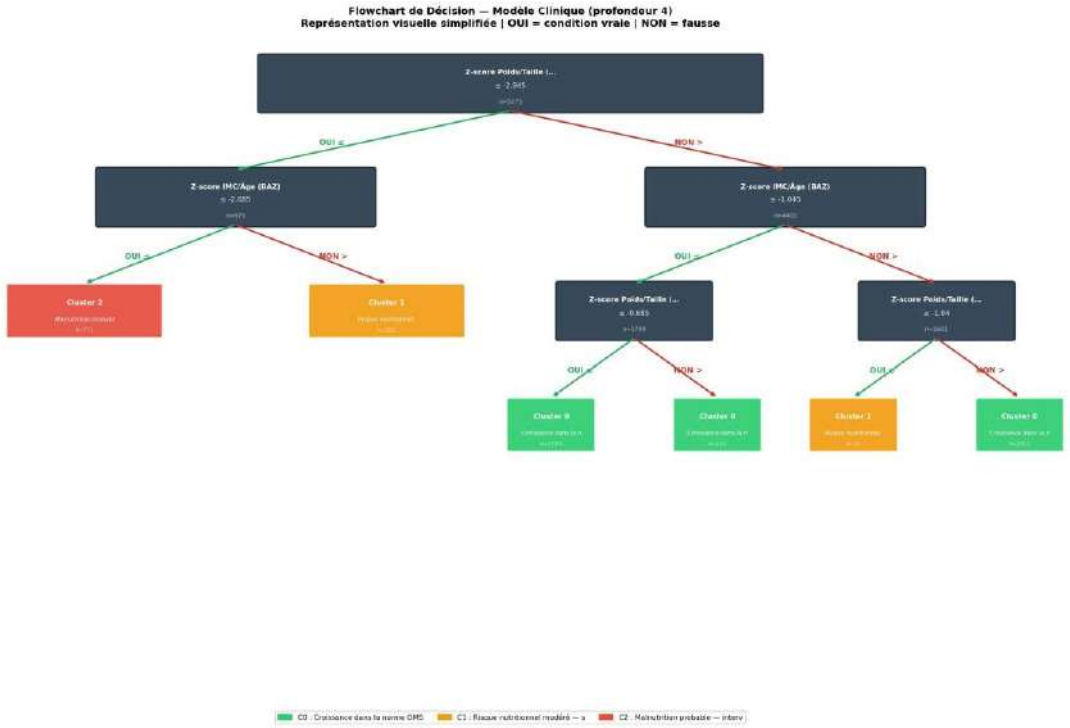
Règle	Condition	Diagnostic prédit	Fiabilité	Couverture
1	WHZ ≤ -2,945 ET BAZ ≤ -2,685	Malnutrition sévère	98,9 %	14,7 % des enfants
2	WHZ > -2,945 ET BAZ > -1,045 ET WHZ > -1,94	Croissance normale	98,5 %	48,4 % des enfants
3	WHZ > -2,945 ET BAZ ≤ -1,045 ET WHZ ≤ -0,685 ET WAZ ≤ -3,435	Malnutrition sévère	98,2 %	0,5 % des enfants
4	WHZ > -2,945 ET BAZ ≤ -1,045 ET WHZ ≤ -0,685 ET WAZ > -3,435	Malnutrition modérée	97,6 %	29,3 % des enfants
5	WHZ > -2,945 ET BAZ > -1,045 ET WHZ ≤ -1,94	Malnutrition modérée	96,2 %	0,9 % des enfants
6	WHZ > -2,945 ET BAZ ≤ -1,045 ET WHZ > -0,685	Croissance normale	95,0 %	4,3 % des enfants
7	WHZ ≤ -2,945 ET BAZ > -2,685	Malnutrition modérée	88,2 %	1,9 % des enfants

Source : Darcy LUTUMBA NKANGA, 2026

Les règles 1 et 3 identifient deux chemins distincts vers la malnutrition sévère. La règle 1 (14,7 % des enfants, fiabilité 98,9 %) capture les cas classiques : Z-score poids/taille très bas associé à un Z-score IMC/âge très bas. La règle 3 (0,5 % des enfants, fiabilité 98,2 %) capture un profil moins fréquent mais tout aussi critique : des enfants dont le rapport poids/taille est relativement modéré mais dont le poids par rapport à l'âge (WAZ) indique une insuffisance pondérale sévère. La règle 2 couvre à elle seule 48,4 % des enfants examinés, ce qui en fait la plus utilisée sur le terrain. La règle 7 (fiabilité 88,2 %) est la moins précise : elle identifie des enfants dont le Z-score poids/taille est très bas mais dont le Z-score IMC est encore dans une zone modérée des cas limites qui méritent une réévaluation.

La figure ci-dessous présente le flowchart de décision, qui traduit l'arbre en un protocole visuel pas-à-pas directement utilisable par un agent de santé sur le terrain :

Figure 4 : Flowchart de décision du modèle Clinique (profondeur 4). Chaque nœud pose une question sur un Z-score ; OUI = condition vraie, NON = condition fausse. Les feuilles colorées indiquent le diagnostic final et l'action recommandée.



Source : Darcy LUTUMBA NKANGA, 2026

Le modèle Contextuel (58,8 %) révèle quant à lui des patterns socio-économiques importants. Les données montrent que les enfants vaccinés à jour et vivant en milieu urbain avec une mère ayant un niveau d'éducation secondaire ou supérieur présentent un risque de malnutrition significativement plus faible. À l'inverse, les enfants dont le statut vaccinal est incomplet, qui s'approvisionnent en eau de rivière et vivent en milieu rural, concentrent les situations de malnutrition sévère. Ces résultats confirment que la malnutrition infantile est profondément enracinée dans des déterminants sociaux et environnementaux, au-delà des seuls facteurs biologiques.

III. DISCUSSION

3.1.1. Analyse et interprétation des résultats

Les résultats confirment pleinement l'hypothèse posée: la précision de 97,3 % dépasse largement le seuil de 90 % fixé, et les sept règles produites formulées en langage binaire simple sont directement transposables en protocoles de terrain. L'hypothèse est donc validée dans sa totalité.

Ces résultats rejoignent les conclusions de Breiman et al. (1984) et Quinlan (1993) sur la puissance des arbres de décision pour la classification médicale, et confirment les prescriptions de Topol (2019) et Rudin (2019) sur l'importance de l'interprétabilité dans l'adoption clinique des outils d'IA. Le résultat du modèle Contextuel (58,8 %) ouvre la voie à des politiques de santé publique ciblées: des zones géographiques et des populations à risque peuvent être identifiées sans mesures anthropométriques directes.

3.1.2. Vérification: confrontation avec les travaux antérieurs

Nos résultats viennent enrichir une littérature croissante sur l'utilisation des modèles supervisés interprétables pour la surveillance nutritionnelle infantile. L'examen de travaux antérieurs permet de situer notre contribution spécifique.

Rodriguez Marin (2025), dans son étude sur l'évaluation de la croissance pédiatrique par des modèles de Machine Learning intégrant des données anthropométriques et socio-environnementales, a cherché à démontrer que l'ajout de variables contextuelles améliore la précision des prédictions. L'objectif était d'explorer si ces facteurs complètent efficacement les mesures anthropométriques. Sa principale limite est l'absence de règles de décision explicites directement exploitables par les agents de santé de terrain. Notre modèle Clinique (97,3 % de précision) et ses sept règles IF/THEN répondent précisément à cette lacune, en produisant un outil directement utilisable sans infrastructure informatique.

Yamasari et al. (2025), dans leur analyse comparative des algorithmes de Machine Learning pour la classification du statut nutritionnel des enfants à partir de données anthropométriques, ont vérifié que les approches supervisées peuvent classifier efficacement les profils nutritionnels. Ils identifient cependant deux limites majeures: la dépendance aux données existantes et la faible capacité à traiter les cas atypiques. Notre approche intègre OPTICS en amont pour la détection des profils atypiques, puis l'arbre de décision pour une classification interprétable surmontant ainsi les deux limitations identifiées par ces auteurs.

Chun et al. (2025), dans leur étude sur la prédiction de la taille des enfants par intelligence artificielle à partir de données longitudinales de composition corporelle à grande échelle, ont montré que les modèles ML peuvent capter des tendances de croissance complexes avec précision. Cependant, la complexité de ces modèles réduit leur lisibilité et leur capacité d'adoption par les praticiens de terrain. Notre arbre de décision à seulement 4 niveaux de profondeur et 7 règles IF/THEN répond précisément à cet enjeu d'accessibilité, rendant l'intelligence artificielle directement utilisable par des agents de santé sans formation informatique préalable.

En résumé, si les travaux existants ont démontré la pertinence du Machine Learning pour la classification nutritionnelle, ils présentent deux lacunes récurrentes: le manque de règles de décision explicites et la gestion insuffisante des cas atypiques. Notre modèle E-Santé-Smart répond à ces deux lacunes en combinant OPTICS pour la détection des anomalies et l'arbre de décision pour la génération de règles lisibles et personnalisées.

CONCLUSION

Cette étude a démontré que l'arbre de décision constitue un outil d'aide au diagnostic pédiatrique à la fois précis (97,3 % de précision globale), interprétable (sept règles IF/THEN directement compréhensibles) et déployable (utilisable sans infrastructure informatique avancée), validant pleinement l'hypothèse de départ.

L'apport principal de ces travaux est de démontrer que la transparence et la performance ne sont pas des objectifs contradictoires en intelligence artificielle médicale. Là où d'autres algorithmes plus complexes (réseaux de neurones profonds, forêts aléatoires) offrent des performances légèrement supérieures mais des résultats inexplicables, l'arbre de décision produit des règles compréhensibles par tous, favorisant ainsi la confiance des professionnels de santé dans l'outil et, in fine, son adoption sur le terrain.

Ces deux articles l'un sur OPTICS, l'autre sur l'arbre de décision forment un ensemble cohérent illustrant une approche hybride innovante: OPTICS pour découvrir les profils nutritionnels de façon non supervisée, l'arbre de décision pour les expliquer et les rendre utilisables en pratique clinique. La prochaine étape sera de tester ces règles sur des données cliniques réelles collectées

dans les services pédiatriques congolais, avant leur intégration dans un dispositif opérationnel de suivi de la croissance infantile à l'échelle nationale.

REFERENCES BIBLIOGRAPHIQUES

Chun, D., Jung, H. W., Kang, J., Jang, W. Y., & Kim, J. (2025). Artificial intelligence for pediatric height prediction using large scale longitudinal body composition data. arXiv.

Breiman, L., Friedman, J. H., Olshen, R. A., & Stone, C. J. (1984). Classification and Regression Trees. Wadsworth.

Kourou, K., Exarchos, T. P., Exarchos, K. P., Karamouzis, M. V., & Fotiadis, D. I. (2015). Machine learning applications in cancer prognosis and prediction. Computational and Structural Biotechnology Journal, 13, 8–17.

Pedregosa, F., Varoquaux, G., Gramfort, A., Michel, V., Thirion, B., Grisel, O., ... & Duchesnay, E. (2011). Scikit-learn: Machine learning in Python. Journal of Machine Learning Research, 12, 2825–2830.

Rodriguez Marin, M. (2025). Advancing pediatric growth assessment with machine learning models integrating anthropometric and socio environmental data. Children, 12(3), 317.

Rudin, C. (2019). Stop explaining black box machine learning models for high stakes decisions and use interpretable models instead. Nature Machine Intelligence, 1(5), 206–215.

Topol, E. J. (2019). High-performance medicine: The convergence of human and artificial intelligence. Nature Medicine, 25(1), 44–56.

Yamasari, Y., Yogiyanti, E., & Yohannes, E. (2025). Analysis of the application of machine learning algorithms for classification of toddler nutritional status based on anthropometric data. Indonesian Journal of Electronics, Electromedical Engineering and Medical Informatics, 7(4), 594–604.

Hastie, T., Tibshirani, R., & Friedman, J. (2009). The Elements of Statistical Learning (2e éd.). Springer.

Mitchell, T. M. (1997). Machine Learning. McGraw-Hill Education.

Quinlan, J. R. (1993). C4.5: Programs for Machine Learning. Morgan Kaufmann Publishers.

Kafunda Katalay, P. (2021). Data Science et Machine Learning. Notes de DEA, Université Pédagogique Nationale, Kinshasa.

Kitondua, R. (2018). Intelligence artificielle et systèmes d'aide à la décision. Notes de cours, Université Pédagogique Nationale, Kinshasa.

Organisation Mondiale de la Santé. (2006). WHO Child Growth Standards. WHO Press.

Organisation Mondiale de la Santé. (2023). Niveaux et tendances de la malnutrition dans le monde. WHO Press.

UNICEF, OMS, & Banque Mondiale. (2023). Niveaux et tendances de la malnutrition infantile : estimations conjointes. Genève.