

**Intelligence artificielle et aide à la décision en santé publique :
modélisation prédictive du recours à l'automédication dans la
zone de santé de Masina 1, en République Démocratique du
Congo**

**Artificial intelligence and decision support in public health :
predictive modeling of the use of self-medication in the Masina 1
health zone in the Democratic Republic of Congo**

NZIMBA MAKUMBU Beni
Enseignant-Chercheur
Institut Supérieur de Statistique de Kinshasa, Kinshasa, RDC
Section : Statistique.
République Démocratique du Congo

Date de soumission : 22/08/2026

Date d'acceptation : 03/10/2026

Pour citer cet article :

NZIMBA MAKUMBU. B. (2026) « Intelligence artificielle et aide à la décision en santé publique : modélisation prédictive du recours à l'automédication dans la zone de santé de Masina 1, en République Démocratique du Congo », Revue Française d'Économie et de Gestion « Volume 7 : Numéro 10 » pp : 557- 580.

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



Résumé

Le recours à l'automédication constitue un enjeu majeur de santé publique dans les pays en développement, particulièrement dans les milieux urbains précaires où les contraintes économiques et l'accès limité aux soins favorisent cette pratique. Cette recherche vise à identifier les facteurs associés à son recours et à évaluer les performances de plusieurs algorithmes d'apprentissage automatique dans la zone de santé de Masina 1. Les données ont été collectées auprès de 423 chefs de ménage selon un échantillonnage stratifié à trois degrés. Trois modèles d'apprentissage supervisé ont été développés : la Régression Logistique, Random Forest et XGBoost. Les résultats montrent que le modèle XGBoost présente les meilleures performances avec une précision globale de 97,06 %, un indice Kappa de 0,9754 et une AUC de 0,988. L'analyse de l'importance des variables révèle que le revenu du ménage constituait la variable la plus contributive à la prédiction (17,13 %), suivi de la religion (11,05 %) et de l'âge du chef de ménage (7,43%). Cette recherche met en évidence l'intérêt des approches d'intelligence artificielle comme outil d'aide à la décision en santé publique, en permettant d'identifier les populations les plus exposées et d'orienter les stratégies de prévention et de sensibilisation de manière plus ciblée.

Mots clés : Intelligence Artificielle ; Modélisation ; prédictive ; automédication ; décision.

Abstract

Self-medication is a major public health issue in developing countries, particularly in impoverished urban areas where economic constraints and limited access to healthcare encourage the practice. This study aims to identify the factors associated with self-medication and to evaluate the performance of several machine learning algorithms in the Masina 1 health zone. Data were collected from 423 heads of households using a three-stage stratified sampling method. Three supervised learning models were developed: Logistic Regression, Random Forest, and XGBoost. The results show that the XGBoost model performed best, achieving an overall accuracy of 97.06%, a Kappa coefficient of 0.9754, and an AUC of 0.988. Variable importance analysis revealed that household income was the most significant predictor (17.13%), followed by religion (11.05%) and the age of the head of household (7.43%). This research highlights the value of artificial intelligence approaches as decision-support tools in public health, enabling the identification of the most vulnerable populations and facilitating more targeted prevention and awareness-raising strategies..

Keywords : Artificial Intelligence ; Modeling ; Predictive ; Self-medication ; Decision

Introduction

La santé, en tant qu'élément clé du capital humain, joue un rôle essentiel dans le développement économique et demeure au centre des préoccupations des gouvernements. Elle est un préalable au bien-être et à la réussite du développement. L'Organisation Mondiale de la Santé la définit comme un état de bien-être physique, mental et social complet, englobant l'absence de maladie et d'infirmité. Cependant, de nombreuses personnes dans le monde ont un accès limité aux soins de santé, en particulier dans les pays en développement. L'inaccessibilité aux soins peut entraîner une détérioration de la santé des individus, ce qui nécessite un investissement personnel dans la restauration et l'amélioration de leur capital santé.(DIARRASSOUBA Alliou et al., 2024) Cet investissement ne peut porter ses fruits que si l'État garantit un accès équitable aux soins, ce qui peut également stimuler la croissance économique (Musgrave,1969, cité par DIARRASSOUBA Alliou et al., 2024). Une population en bonne santé est économiquement plus productive, car la santé influence la productivité au travail et le progrès économique (Arrow, 1963, cité par DIARRASSOUBA Alliou et al., 2024).

La crise économique qui sévit en République Démocratique du Congo depuis 3 décennies a poussé les congolais à pratiquer des petites activités de survie. C'est dans ce cadre que la vente des médicaments dans la rue est devenue courante. Cette crise a rendu aussi la population très pauvre, ce qui est à la base de recours aux médicaments vendus dans la rue, du fait que l'accès aux soins de santé dans les structures appropriées est difficile. (MANANASI, 2020). Dans ce contexte marqué par la précarité économique et les difficultés d'accès aux soins de santé, de nombreuses personnes ont recours à l'automédication comme alternative à la consultation des professionnels de santé. L'automédication, un des fléaux majeurs qui secouent le monde contemporain, est en pleine expansion dans tous les continents et dans tous les âges. Cependant elle n'a pas de définition unique. Elle peut se définir comme l'usage des médicaments/drogues pour traiter des troubles ou des symptômes auto-diagnostiqués, ou encore l'utilisation intermittente ou continue d'un médicament prescrit pour le traitement d'une maladie chronique, ou récurrente, ou encore des symptômes sans ordonnance (KALONJI MBUYI, 2019). Au-delà de sa définition, plusieurs facteurs favorisent le recours de cette pratique, parmi les plus fréquemment cités figurent le coût élevé de prise en charge des malades dans les formations sanitaires, le faible pouvoir d'achat, l'insuffisance en infrastructures et personnels de santé, la banalisation de certaines maladies, le mépris des règles de délivrances des médicaments par certains vendeurs en pharmacie et les faibles connaissances de la population sur les risques encourus aux mauvais usages des médicaments et à la non-maitrise des indications, des contre-

indications, des posologies, des rythmes d'administration et la durée du traitement. Ainsi, cette pratique est dangereuse pour la santé publique et peut entraîner les plus souvent des résistances microbiennes acquises envers les médicaments, surtout les antibiotiques, les accidents médicamenteux par surdosage et/ou des allergies, les interactions médicamenteuses non bénéfiques, la pharmacodépendance et la toxicomanie.(Mboni et al., 2023). En République Démocratique du Congo, plusieurs travaux scientifiques mettent en évidence l'ampleur du recours de l'automédication. Au niveau national, la prévalence est estimée à 49% en 2016 sur l'ensemble de la population (Eva ; Banque Mondiale ; 2017 cité par RAMAZANI BONGOLU et al., 2024). Cette tendance se confirme à l'échelle urbaine : dans la ville de Kinshasa, (KALONJI MBUYI, 2019) la prévalence était estimée à 48 %, précisant que 52 % des ménages enquêtés y ont déjà eu recours. De plus, une autre étude menée aux Cliniques Universitaires de Kinshasa a rapporté une prévalence de 59,6 % chez les patients admis aux urgences médicales(Mbutiwi Ikwa Ndol et al., 2013). À Uvira, (Mboni et al., 2023) ont observé une prévalence de 99,3 % parmi les étudiants d'Uvira, principalement attribuée au manque de ressources financières pour accéder aux soins. À Kamina, le taux d'automédication a été estimé à 74,2 % au sein des ménages enquêtés. Ces résultats témoignent de l'importance persistante de ce phénomène en RDC et soulignent la nécessité d'identifier les facteurs qui prédisent le recours à cette pratique afin d'orienter les interventions de santé publique. La question suivante constitue l'axe central de notre réflexion : Dans quelle mesure les algorithmes d'apprentissage automatique permettent-ils de prédire le recours à l'automédication dans la Zone de Santé de Masina à partir des caractéristiques sociodémographiques, économiques et sanitaires des individus ?

- Identifier les facteurs sociodémographiques, économiques et sanitaires associés au recours à l'automédication dans la zone de santé de Masina ;
- Développer plusieurs modèles prédictifs fondés sur différents algorithmes d'apprentissage automatique afin de prédire le recours à l'automédication ;
- Évaluer et comparer les performances des modèles développés, tout en identifiant les variables les plus influentes, afin de déterminer le modèle le plus performant et son potentiel comme outil d'aide à la décision en santé publique.

Le choix de cette étude est motivé par l'ampleur croissante du recours à l'automédication dans la ville de Kinshasa et par les risques sanitaires associés à cette pratique. Dans un contexte urbain précaire tel que celui de la zone de santé de Masina, où les contraintes économiques et l'accès limité aux soins favorisent l'automédication, il apparaît nécessaire de disposer d'outils

capables d'anticiper ce comportement. L'application des techniques d'apprentissage automatique permet non seulement d'améliorer la compréhension des facteurs associés à cette pratique, mais également de développer des modèles prédictifs susceptibles d'orienter les interventions de santé publique et la prise de décision sanitaire. Pour répondre à ces questions, une étude quantitative a été menée auprès des chefs de ménages habitants la zone de santé de Masina. Cet article se structure en trois parties complémentaires : (i) Revue de la littérature, (ii) Méthodologie, (iii) Résultats de l'étude, (iv) Synthèse et discussion des résultats et (v) conclusion et limites de l'étude.

1. Revue de la littérature

Les études consacrées à l'automédication ont principalement mobilisé des approches statistiques classiques telles que la régression logistique binaire afin d'identifier les facteurs associés à cette pratique. Bien que ces méthodes permettent d'expliquer les relations entre variables, elles sont moins orientées vers la prédiction individuelle des comportements. Par ailleurs, les applications de l'apprentissage automatique à l'étude de l'automédication demeurent rares, particulièrement dans les pays en développement. À notre connaissance, aucune étude n'a comparé les performances de plusieurs algorithmes d'apprentissage automatique pour prédire le recours à l'automédication dans la zone de santé de Masina dans la ville de Kinshasa. Cette revue est subdivisée en deux grands axes : (i) Axe 1 : qui retrace les études sur les déterminants de l'automédication et les études prédictives utilisant des méthodes statistiques, (ii) Axe 2, qui retrace les études qui utilisent les algorithmes d'apprentissage automatiques dans le domaine de la santé publique.

1.1.Axe 1 : Les études utilisant les approches statistiques classiques pour l'analyse de l'automédication

(KALONJI MBUYI, 2019) a montré que la prévalence de l'automédication était estimée à 52%. Cette pratique était davantage observée chez les hommes, les jeunes et les ménages présentant une attitude favorable à l'automédication. (RAMAZANI BONGOLU et al., 2024) ont montré que l'automédication des enfants constitue un problème de santé publique important à Kisangani. Les principaux facteurs associés à cette pratique étaient les maladies jugées bénignes, le coût élevé des soins médicaux et les conditions de vie difficiles des ménages. (Mboni et al., 2023) ont rapporté une prévalence très élevée de l'automédication (99,3 %) chez les étudiants d'Uvira. Cette pratique était principalement motivée par le manque de moyens financiers pour accéder aux soins de santé, le paludisme étant la principale affection traitée par automédication. (MULANGU M. et al., 2025) ont montré que plusieurs facteurs étaient

significativement associés au recours à l'automédication chez les enfants, notamment l'âge de l'enfant, la taille du ménage, le faible revenu, le niveau socioéconomique des parents ainsi que le niveau d'instruction. Par ailleurs, le paludisme constituait la principale affection traitée par automédication. (BANZA M. et al., 2025) ont estimé la prévalence de l'automédication à 74,2 % dans la ville de Kamina. Les principaux facteurs associés à cette pratique étaient le faible niveau d'instruction, les contraintes financières, la confiance accordée aux médicaments vendus librement et une perception favorable de l'automédication. (Olejniczak et al., 2026) ont montré que l'automédication était particulièrement fréquente chez les étudiants en sciences de la santé. Les facteurs associés à cette pratique comprenaient le sexe féminin, le niveau d'études avancé et le lieu de résidence, soulignant l'influence des caractéristiques sociodémographiques sur le recours à l'automédication. L'analyse des études antérieures montre que l'automédication est une pratique répandue dont les principaux facteurs associés sont les contraintes financières, le niveau d'instruction, les caractéristiques sociodémographiques et l'accessibilité des médicaments. Toutefois, la plupart de ces travaux reposent sur des approches descriptives ou explicatives, limitant leur capacité à prédire le recours à cette pratique. Cette limite justifie le recours aux techniques d'apprentissage automatique dans la présente étude.

1.2.Axe 2 : Les études prédictives utilisant l'apprentissage automatique en santé

(Mei et al., 2025) ont montré que les connaissances, attitudes et pratiques relatives à la sécurité médicamenteuse étaient influencées par plusieurs facteurs sociodémographiques, notamment l'âge, le niveau d'instruction, la profession, le revenu et la couverture d'assurance maladie. En comparant plusieurs algorithmes d'apprentissage automatique, les auteurs ont observé que les modèles d'ensemble, notamment XGBoost, présentaient les meilleures performances prédictives pour certaines dimensions étudiées. (Jebakumar & Ramachandran, 2022) ont appliqué plusieurs algorithmes d'apprentissage automatique à l'étude des pratiques d'automédication en Inde. Leurs résultats montrent que la régression logistique a obtenu les meilleures performances prédictives, surpassant les modèles SVM évalués. Malgré l'abondance des études consacrées à l'automédication, les approches prédictives fondées sur l'apprentissage automatique demeurent peu utilisées, particulièrement dans les pays en développement. Cette lacune justifie le recours à plusieurs algorithmes de Machine Learning dans la présente étude afin de prédire le recours à l'automédication et d'identifier les facteurs les plus influents.

Tableau 1:synthèses comparatives des approches existantes

Etude	Données utilisées	Algorithmes	Forces	Limites
(KALONJI MBUYI, 2019)	421 enquêtés de Kinshasa ; variables de connaissances, attitudes et pratiques (CAP)	- Statistiques descriptives - Le test de chi-deux	Met en évidence la prévalence de l'automédication et les profils les plus exposés	Absence d'analyse prédictive ; identification limitée aux fréquences observées
(RAMAZANI BONGOLU et al., 2024)	133 parents du quartier N'Sele à Kisangani	-Statistique descriptives - le test de chi-deux	Identification des principaux facteurs favorisant l'automédication chez les enfants	Échantillon réduit ; absence d'analyse multivariée et de prédiction
(Mboni et al., 2023)	695 étudiants d'Uvira	-statistique descriptives	Documentation détaillée des comportements et pratiques d'automédication	Ne permet pas d'anticiper le recours à l'automédication
(MULANGU M. et al., 2025)	422 Données socioéconomiques des ménages et des enfants de 0 à 59 mois	Régression logistique	Identification des facteurs significativement associés à l'automédication	Suppose des relations linéaires entre les variables
(BANZA M. et al., 2025)	423 enquêtés de la ville de Kamina	Régression logistique binaire	Quantification de l'effet des facteurs via les Odds Ratios	Faible capacité de modélisation des interactions complexes
(Olejniczak et al., 2026)	Étudiants en sciences de la santé en Pologne	Régression logistique multivariée	Analyse rigoureuse des déterminants et motivations	Approche explicative plutôt que prédictive
(Mei et al., 2025)	1 042 résidents du Hubei (Chine) ; données KAP sur la sécurité des médicaments	XGBoost, FCNN, DNN, Régression Logistique Multinomiale	Comparaison de plusieurs modèles ; bonnes performances prédictives	Porte sur la sécurité médicamenteuse plutôt que directement sur l'automédication
(Jebakumar & Ramachandran, 2022)	744 étudiants du Sud de l'Inde	744 étudiants du Sud de l'Inde	Première application du Machine Learning à l'étude de l'automédication ; comparaison de modèles	Nombre limité d'algorithmes testés ; absence d'algorithmes d'ensemble
(Shanmugam et al., 2023)	180 étudiants universitaires	SVM	Développement d'un modèle prédictif ciblant les individus à risque	Taille d'échantillon relativement faible
(Davies et al., 2018)	10 millions de clients détenteurs d'une carte de fidélité	Machine Learning de classification	Exploitation de données réelles à grande échelle	Exploitation de données réelles à grande échelle

Source : Auteur

1.3.Apport spécifique de cette étude

Les études antérieures sur l'automédication se sont principalement focalisées sur l'identification des facteurs associés à cette pratique à travers des approches statistiques traditionnelles. En revanche, peu de travaux ont développé des modèles prédictifs basés sur l'apprentissage automatique permettant d'anticiper le recours à l'automédication. De plus, aucune étude connue n'a comparé de manière systématique les performances de plusieurs algorithmes de Machine Learning pour la prédiction de l'automédication dans le contexte de la République Démocratique du Congo. Dans ce contexte, la présente recherche apporte une contribution scientifique et méthodologique originale à travers : (i) Une comparaison systématique de plusieurs algorithmes (Random Forest, Régression logistique, XGBoost) appliqués sur un même jeu de données. (ii) L'exploitation de données primaires collectées auprès des ménages de la zone de santé de Masina, permettant d'intégrer les spécificités socioéconomiques et sanitaires du contexte local. (iii) L'évaluation comparative des performances prédictives des différents modèles à l'aide d'indicateurs appropriés ; (iv) L'identification des variables les plus influentes dans la prédiction du recours à l'automédication, contribuant ainsi à une meilleure compréhension du phénomène.

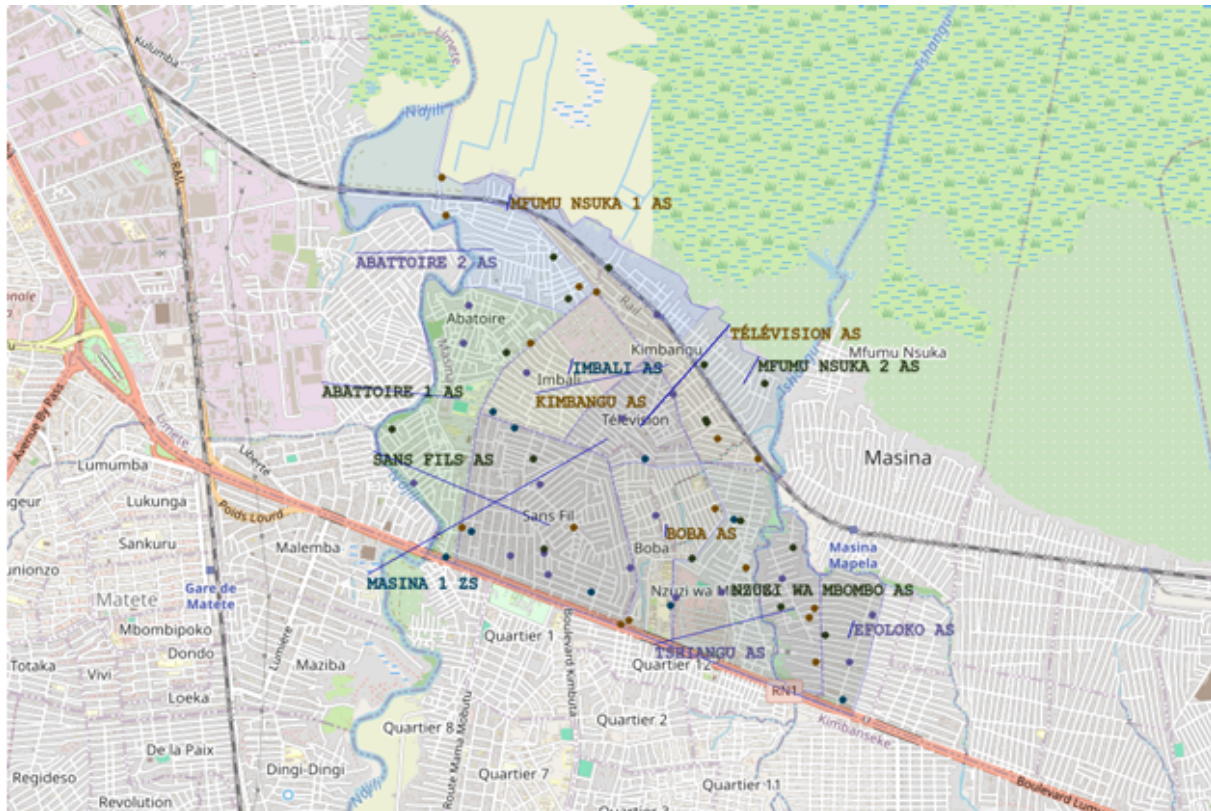
2. Méthodologie

La Zone de Santé de Masina 1 est l'une des zones de santé de la ville-province de Kinshasa. Elle est située dans la commune de Masina et fait partie de l'organisation sanitaire du système de santé de la République Démocratique du Congo. La zone de santé de Masina 1 se caractérise par une population estimée à environ 1040632 habitants, pour une densité très élevée avoisinant les 19 952,5 habitants par kilomètre carré. Cette forte concentration humaine engendre des défis majeurs en matière d'urbanisation et d'accès aux services de base. Géographiquement, la zone est délimitée au nord par le fleuve Congo et s'articule le long du Boulevard Lumumba, un axe de communication vital. Son Bureau Central de la Zone de Santé (BCZS) est implanté au numéro 88 de l'avenue Bolenge, dans le quartier Boba. Le dispositif de soins de Masina 1 s'appuie sur une hiérarchisation rigoureuse allant des structures de première ligne aux hôpitaux de référence :

- Hôpital Général de Référence (HGR) de Masina : Structure publique jouant le rôle de pivot pour la prise en charge des cas complexes.
- Hôpital Biamba Marie Mutombo (HBMM) : Établissement privé de haut standing offrant des plateaux techniques avancés.

- Aires de Santé : La zone est subdivisée en douze aires de santé opérationnelles (Abattoire 1, Abattoire 2, Boba, Efoloko, Imbali, Kimbangu, Mfumu Nsuka 1, Mfumu Nsuka 2, Nzuzi Wa Mbombo, Sans Fils, Tshiangu et Télévision)

Figure 1: la carte de la zone de santé de masina 1



Source : Ministre de la santé publique, hygiène et prévention (Ministère de la santé publique, 2026)

2.1. Données et Méthodes

La collecte des données constitue une étape essentielle pour garantir la qualité et la pertinence des informations utilisées dans la modélisation. Le type d'étude réalisé est du type analytique transversale. La population d'étude est constituée des ménages de 12 aires de santés de la zone de masina 1 déjà citées ci-haut.

2.1.1. Echantillonnage

L'étude a recouru à un échantillonnage stratifié à trois degrés. Les douze aires de santé de la Zone de Santé de Masina ont constitué les strates de l'étude. La taille de l'échantillon a été répartie proportionnellement à la population de chaque aire de santé. Au premier degré, les avenues ont été sélectionnées par tirage aléatoire. Au deuxième degré, les parcelles ont été choisies au sein des avenues retenues. Au troisième degré, les ménages ont été sélectionnés de façon systématique. Le chef de ménage constituait l'unité statistique et l'unité d'observation de l'étude. Pour calculer la taille de l'échantillon, la formule suivante a été utilisé :

$$n \geq \frac{Z_{\alpha}^2 * p * q}{d^2}$$

- n : Taille de l'échantillon
- Z_{α} : coefficient de confiance pour un degré de confiance de 95% (0,05), ce coefficient est égal à 1,96
- p : proportion de personnes pratiquant l'automédication dans la ville-province. Cette proportion était de 0,52 dans une étude antérieure
- q : proportion de personnes ne pratiquant pas l'automédication dans la ville-province de Kinshasa. Elle équivaut à $1-p = 0,48$.
- d : degré de précision absolue ; il a été fixé à 5% (0,05).

Ainsi la taille de l'échantillon a été estimée à 384 cas. Nous avons pris une marge de non réponse estimé à 10% de la taille pour avoir une taille d'échantillon de 423. (KALONJI MBUYI, 2019; Kumar et al., 2013)

Tableau 2: Répartition de la taille de l'échantillon par zone de santé

Aire de santé	Population de l'Aire de Santé	Proportion	Taille de l'échantillon
Abattoire 1	138038	0,1326	56
Abattoire 2	134017	0,1288	54
Boba	74325	0,0714	30
Efoloko	94077	0,0904	38
Imbali	51466	0,0495	21
Kimbangu	72036	0,0692	29
Mfumu Nsuka 1	51466	0,0495	21
Mfumu Nsuka 2	51466	0,0495	21
Nzuzi Wa Mbombo	92778	0,0892	38
Sans Fils	92772	0,0891	38
Tshiangu	92632	0,089	38
Télévision	95559	0,0918	39
Population	1040632	1	423

Source : les données mise à jour dans le DHIS-2

2.1.2. Collecte des données

Les données ont été collectées en utilisant l'entretien semi-structuré face-à-face sur base d'un questionnaire électronique administré au répondant à son domicile. L'outil de collecte utilisé était un questionnaire comprenant en son sein des questions fermées et semi-ouvertes. La durée de l'enquête était de 1 mois et 1 semaine (01 juin 2026 au 07 Juillet 2026).

2.1.3. Présentation des variables de l'étude

2.1.3.1. Variable dépendante

La variable d'intérêt de cette étude est le recours à l'automédication. Cette information a été collectée auprès des chefs de ménage lors de l'enquête de terrain. Il s'agit d'une variable binaire (ou dichotomique) comportant deux modalités :

- 1 : Oui, le ménage a recours à l'automédication ;
- 0 : Non, le ménage n'a pas recours à l'automédication.

2.1.3.2. Variables indépendantes

Les variables indépendantes regroupent les caractéristiques sociodémographiques, socioéconomiques et socioculturelles des ménages enquêtés, notamment l'âge du chef de ménage, le sexe, le niveau d'instruction, le revenu du ménage, la religion, la taille du ménage, profession du chef de ménage, la province d'origine, problème de santé, problème de santé, connaissance de l'automédication, source de connaissance de l'automédication, définition de l'automédication, raison du recours à l'automédication, conséquence du recours à l'automédication, attitude des ménages.

Tableau 3: Présentation des variables de l'étude

N°	Variable	Type	Codification
01	Recours à l'automédication	Dépendante	Oui = 1 Non =0
02	Sexe du chef de ménage	Indépendante	1 Masculin 2 Feminin
03	l'âge du chef de ménage	Indépendante	numérique
04	Niveau d'instruction	Indépendante	1 Primaire 2 Humanité 3 Supérieur
05	Revenu du ménage	Indépendante	1 moins de 40 ans 2 > 40 ans
06	Religion	Indépendante	1 catholique 2 protestante 3 réveils 4 autres religion
07	Taille du ménage	Indépendante	numérique
08	Profession du chef de ménage	Indépendante	1 occupation 2 non occupation
09	Province d'origine	Indépendante	alphanumérique
10	problème de santé	Indépendante	Oui = 1 Non =0
11	connaissance de l'automédication	Indépendante	Oui = 1 Non =0
12	source de connaissance de l'automédication	Indépendante	1 Agent santé 2 Ami ou connaissance 3 Institution d'enseignement 4 Médias
13	raison du recours à l'automédication	Indépendante	1 Manque d'argent pour les soins de santé 2 Besoin de soulagement rapide 3 Symptômes considérés comme bénins
14	conséquence du recours à l'automédication	Indépendante	1 Apparition des résistances 2 Intoxication 3 Surdosage 4 Aggravation/émergence de certaines maladies 5 Décès
15	attitude des ménages	Indépendante	Oui = 1 Non =0

Source : auteur

2.1.4. Traitement et Analyse des données

Les données collectées ont été nettoyées et prétraitées sous l'environnement Anaconda à l'aide du langage python. Les analyses descriptives ainsi que les représentations graphiques, notamment la figure relative au recours à l'automédication, ont été réalisées à l'aide du logiciel

Stata 17. Pour la modélisation prédictive du recours à l'automédication, les données ont été divisées en deux sous-échantillons : un échantillon d'apprentissage représentant 80 % des observations et un échantillon de test représentant 20 %. La méthode de stratification a été utilisée afin de préserver la distribution de la variable cible dans les deux sous-échantillons.

Afin d'évaluer la robustesse des modèles et de limiter le risque de surapprentissage, une validation croisée stratifiée à cinq plis (Stratified 5-Fold Cross Validation) a été réalisée sur l'échantillon d'apprentissage. Les hyperparamètres des différents modèles ont été ajustés uniquement à partir des données d'apprentissage. Les performances obtenues lors de la validation croisée se sont révélées proches de celles observées sur l'échantillon de test, indiquant une bonne capacité de généralisation des modèles. Afin d'éviter tout risque de fuite d'information (data leakage), seules les variables disponibles avant la décision de recourir à l'automédication ont été utilisées pour l'apprentissage des modèles. Les prédicteurs retenus concernaient le sexe, l'âge, le niveau d'instruction, la religion, la province d'origine, le revenu du ménage, la profession du chef de ménage, la taille du ménage et l'existence d'un problème de santé. Il sied de signaler que l'ensemble des variables présentées a été collecté lors de l'enquête. Toutefois, seules les variables disponibles avant la décision de recourir à l'automédication ont été retenues dans le développement des modèles prédictifs. Les performances finales ont été évaluées sur l'échantillon de test indépendant à l'aide de métriques de classification adaptées à la prédiction binaire.

2.2.Méthodes

Dans cette étude, nous utilisons quatre algorithmes d'apprentissage supervisé largement reconnus pour la modélisation des variables binaires : la régression logistique binaire, Random Forest (RF), Support Vector Machine (SVM) et eXtreme Gradient Boosting (XGBoost). Le choix de ces méthodes repose sur leur capacité à traiter efficacement les problèmes de classification, à modéliser des relations complexes entre les variables et à fournir de bonnes performances prédictives. Les principes fondamentaux de chacun de ces algorithmes sont présentés brièvement dans cette section.

- **Régression Logistique (RL) :** La régression logistique est un algorithme supervisé de classification utilisé lorsque la variable dépendante est binaire (0/1, Oui/Non, Présence/Absence). Elle modélise la probabilité d'occurrence d'un événement à partir d'un ensemble de variables explicatives (Hosmer et al., 2013; *Logistic-Regression*, 2026)

- **Random Forest (RF)** : Random Forest est une méthode d'apprentissage supervisé fondée sur un ensemble d'arbres de décision construits à partir d'échantillons aléatoires des données. La prédiction finale est obtenue par vote majoritaire pour la classification ou par moyenne pour la régression. Cet algorithme est particulièrement efficace pour modéliser des relations complexes et non linéaires.(Breiman, 2001)
- **XGBoost (Extreme Gradient Boosting)** : Algorithme basé sur le boosting d'arbres, optimisé pour la performance et la rapidité. Il est adapté aux problèmes de classification non linéaire et performant pour des données multidimensionnelles.(Chen & Guestrin, 2016; NZIMBA, 2026).

2.2.2.1. Model Evaluation Méthodes

L'évaluation des modèles a reposé sur plusieurs métriques complémentaires permettant d'apprécier leurs performances prédictives. Les principaux indicateurs utilisés sont présentés dans le tableau suivant.(NZIMBA, 2026; Powers, 2007)

Tableau 4: les métriques pour l'évaluation de modèles

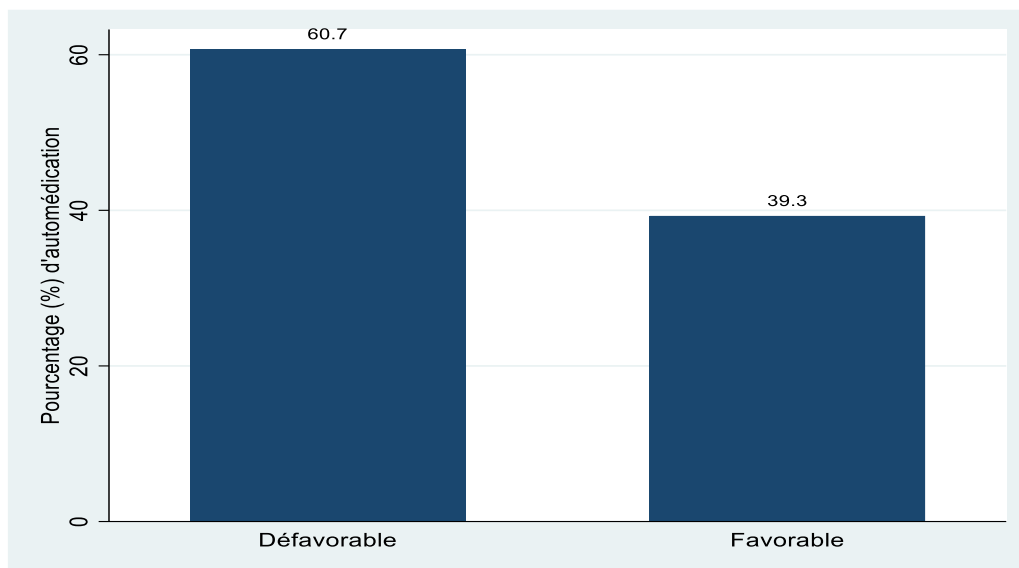
Métrique	Formule	Définition
Precision	$\frac{TP}{(TP + FP)}$	Proportion des prédictions positives qui sont correctes.
Recall (TPR)	$\frac{TP}{(TP + FN)}$	Proportion des positifs réels correctement détectés.
Specificity (TNR)	$\frac{TN}{(TN + FP)}$	Proportion des négatifs réels correctement détectés
F1-score	$2 * \frac{(précision*recall)}{(précision+recall)}$	Moyenne harmonique de la précision et du rappel.
Accuracy	$\frac{(TP + TN)}{(TP + TN + FP + FN)}$	Proportion totale de prédictions correctes.
Kappa (Cohen)	$\frac{(p_o - p_e)}{(1 - p_e)}$	Accord entre prédictions et vérité, corrigé du hasard. p_o = accuracy; p_e basé sur les marges.
AUC-ROC	Aire sous la courbe ROC	Capacité du modèle à distinguer les classes positives et négatives.

Source : Auteur

3. Résultats de l'étude

Les résultats que nous présentons dans cette partie sont pondérées.

Figure 2: Répartition des répondants selon la pratique de l'automédication



Source : Auteur.

Les résultats illustrés par la figure ci-dessus montrent que la majorité des ménages interrogés adoptent une attitude défavorable à la pratique de l'automédication. En effet, 60,7 % des répondants se déclarent défavorables à cette pratique, contre 39,3 % qui y sont favorables. Ces résultats traduisent une perception globalement négative de l'automédication au sein des ménages enquêtés, bien qu'une proportion non négligeable continue d'y être favorable.

Le tableau indique que 50,32% des chefs de ménages étaient de sexe masculins, la plupart des chefs de ménages ont un âge de moins de 40 ans, 62,30% des chefs de ménages ont atteint le niveau supérieur, la plupart de ces chefs de ménages prient dans des églises de réveils, 91,83% ont une occupation, les revenus mensuels des chefs de ménages varient entre 100 à 500 USD, la taille du ménage varie entre 4 à 6 personnes et la plupart des chefs des ménages proviennent des provinces de centre ou ouest.

3.1. Configuration des paramètres

La configuration des hyperparamètres représente une étape déterminante dans la modélisation en apprentissage automatique. Ces réglages, contrairement aux paramètres internes appris durant l'entraînement, sont fixés en amont et influencent fortement la capacité du modèle à apprendre, à généraliser et à éviter le surapprentissage (NZIMBA, 2026). Dans leur étude, cité par (NZIMBA, 2026), Weerts et Müller soulignent que la performance de nombreux algorithmes dépend directement du choix des hyperparamètres, ce qui justifie une sélection soigneuse via des stratégies comme la recherche par grille ou l'optimisation bayésienne.

Tableau 5: Configuration des hyperparamètres des modèles d'apprentissage automatique

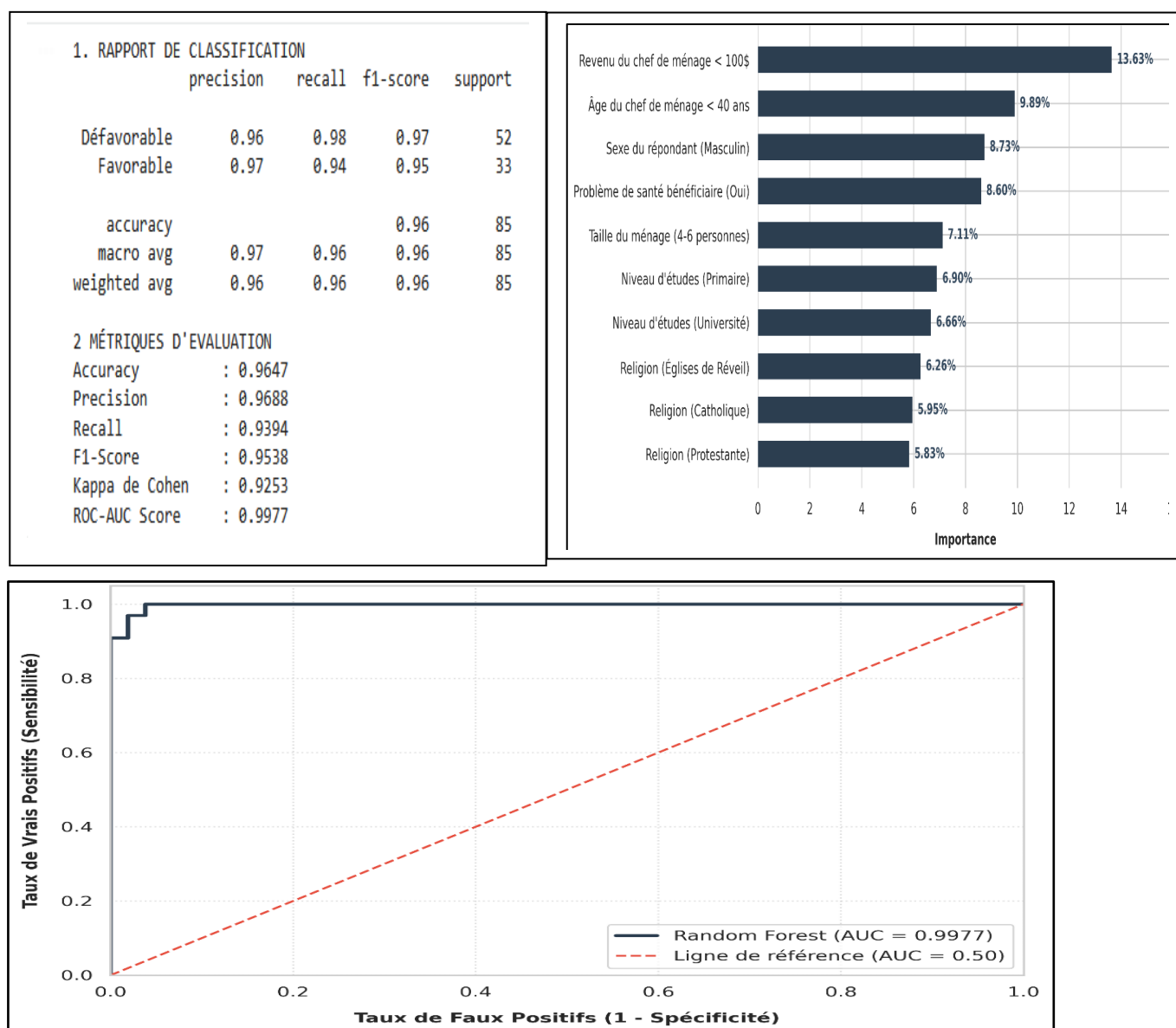
Modèles	Hyperparamètres	Valeur	Description
Random Forest			
	n_estimators	200	Nombre d'arbres dans la forêt
	max_depth	6	Profondeur maximale des arbres
	max_features	sqrt	Nombre de variables testées à chaque division
	class_weight	balanced	Pondération des classes (gestion du déséquilibre)
	random_state	42	Graine aléatoire(reproductibilité)
	n_jobs	-1	Nombre de cœurs CPU utilisés
Régression logistique			
	c	0.1	Paramètre de régularisation contrôlant la complexité du modèle
	max_iter	1000	Nombre maximal d'itérations autorisées pour la convergence de l'algorithme
	random_state	42	Graine aléatoire(reproductibilité)
	solver	Liblinear	Algorithme d'optimisation utilisé pour l'apprentissage du modèle
XGBOOST			
	n_estimators	100	Nombre d'arbres
	learning_rate	0.1	Taux d'apprentissage
	max_depth	4	Profondeur maximale des arbres
	colsample_bytree	0.8	Proportion de variables par arbre
	eval_metric	logloss	Fonction d'évaluation du modèle
	random_state	42	Graine aléatoire (reproductibilité)

Source : Auteur

3.2.Modèle de Random Forest (RF)

Le modèle Random Forest atteint 97 % de précision ($AUC > 0,99$), le rappel pour la classe favorable au recours de l'automédication reste faible (0,94). Les variables qui ont plus de pondération par rapport aux autres : le revenu du ménage, les chefs de ménages qui vivent avec moins de 100\$(11,63) de revenu mensuel et ceux dont l'âge est de moins de 40 ans (9,89). Il est à observer que les chefs de ménages de sexe masculin (8,73%) et des ménages qui dont l'un des membres avaient connu un problème de santé (8,60%) au cours de 4 semaines avant l'enquête sont susceptible à un recours à l'automédication.

Figure 3: Rapport de classification, importance des variables et la courbe de Rooc

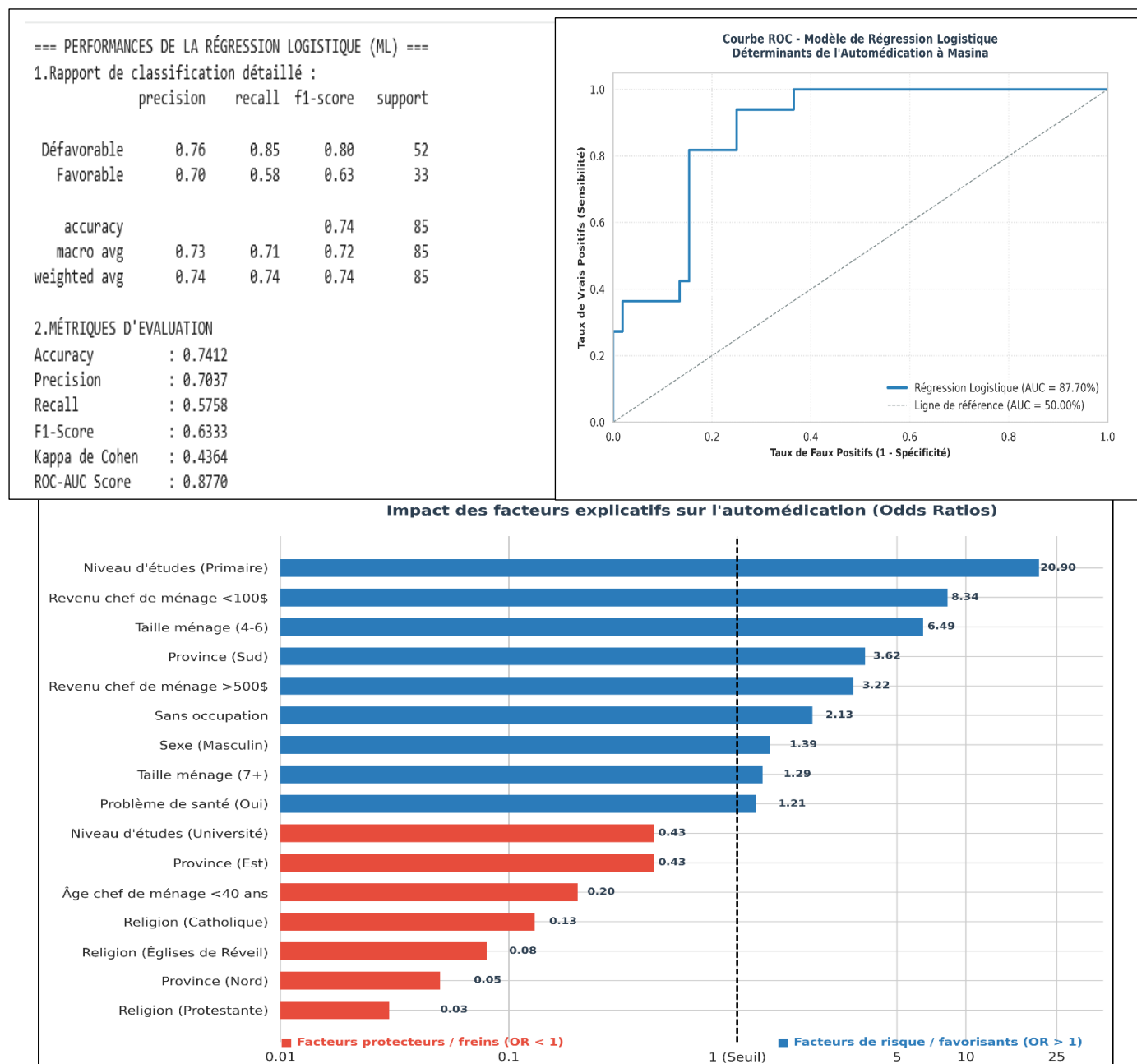


3.3. Modèle de la Régression Logistique

Le modèle de la régression logistique 70,37 % de précision ($AUC > 0,877$), le rappel pour la classe favorable au recours de l'automédication reste faible (0,5758). Les variables qui ont plus de pondération par rapport aux autres : le niveau d'étude des chefs de ménage, le revenu du ménage, et la taille de ménages. Les chefs de ménages du niveau primaire sont plus susceptibles à faire le recours à l'automédication, ainsi que les chefs de ménages qui vivent avec moins de 100\$(8,34) de revenu par mois et une observation a été faite aussi pour les ménages qui ont 6 à 9 membres sont aussi exposé à faire recours à l'automédication. Il y a une observation, les chefs de ménages qui ont atteint un niveau supérieur sont moins susceptible de recourir à

l'automédication par rapport aux chefs de ménage de niveaux inférieur, ils sont 2,32 fois plus exposé à recourir à l'automédication.

Figure 4: Rapport de classification, impact des facteurs explicatifs et la courbe de Rooc

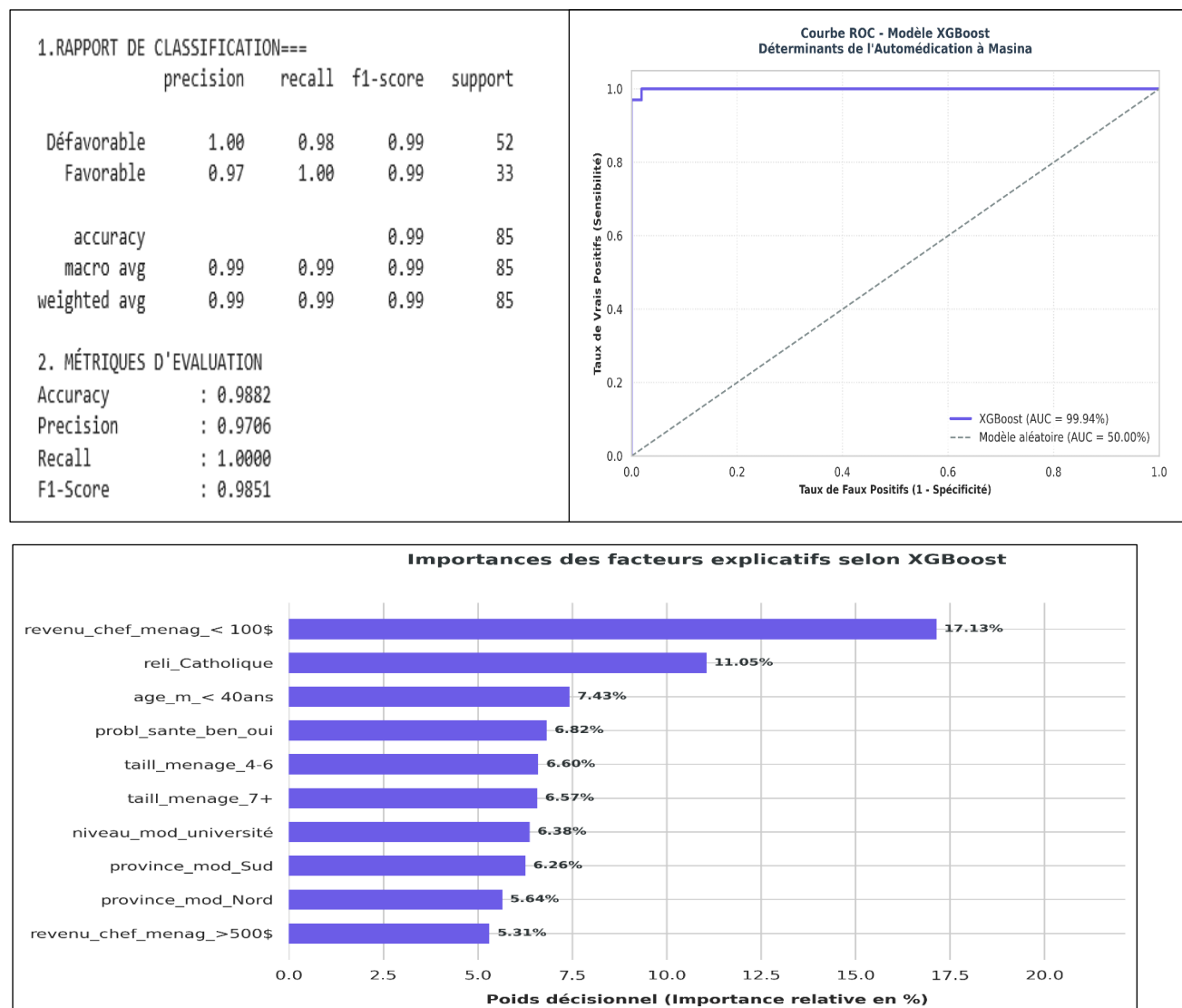


3.4. Modèle de Xgboost

Le modèle Xgboost 97,86 % de précision (AUC > 0,9882), le rappel pour la classe favorable au recours de l'automédication reste faible (1,00). Les variables qui ont plus de pondération par rapport aux autres : le revenu des chefs de ménages, la religion pratiquée, l'âge du chef de ménage, et le problème de santé rencontré par un membre de ménage au cours de 4 semaines avant l'enquête. Les chefs de ménages qui vivent avec moins de 100\$(17,13), Les chefs de qui

prient dans des églises catholiques (11,03) et les chefs de ménages de moins de 40 ans (7,43%) sont susceptible de recourir à l'automédication.

Figure 5 : Rapport de classification, impact des facteurs explicatifs et la courbe de Rooc



Source : Auteur

3.5.Comparaison des modèles

Globalement, en analysant les deux indicateurs précision globale et l'indicateur de kappa, le Meilleur modèle est XGBOOST, Il arrive en tête sur les deux indicateurs avec une précision globale de 0,9706 et un indice Kappa de 0,9754.

Tableau 6: Comparaison des modèles en fonction des indicateurs de performances

Algorithmes	Accuracy	Precision	Recall	F1-score	kappa	AUC
Random Forest	0,9647	0,9588	0,9394	0,9538	0,9253	0,9977
Régression logistique	0,7412	0,7837	0,5758	0,6333	0,4364	0,8778
XGBOOST	0,9882	0,9706	1,0000	0,9851	0,9754	0,9994

Source : Auteur

La comparaison basée sur plusieurs métriques de performance (Accuracy, Precision, Recall, F1-score, Kappa et AUC) montre que XGBoost est le modèle le plus performant, avec une Accuracy de 98,82 %, un Recall de 100 %, un Kappa de 0,9754 et une AUC de 0,9994. Bien que Random Forest présente également d'excellentes performances, XGBoost obtient les meilleurs résultats sur la majorité des indicateurs, confirmant sa supériorité pour la prédiction du recours à l'automédication. Les résultats de la validation croisée stratifiée à cinq plis se sont révélés cohérents avec ceux obtenus sur l'échantillon de test, indiquant que la performance de XGBoost est stable et ne dépend pas d'un découpage particulier des données. Cette performance est cohérente avec les travaux récents (Mei et al., 2025; Perez & Avella-Molano, 2025) qui soulignent ses performances prédictives supérieures dans plusieurs domaines de la santé, notamment la sécurité médicamenteuse et la prédiction des maladies chroniques. Ces résultats confirment la capacité de XGBoost à modéliser efficacement des relations complexes et non linéaires. Au-delà de ses performances prédictives, le modèle XGBoost présente un potentiel intéressant comme outil d'aide à la décision en santé publique. À partir d'informations facilement accessibles telles que le sexe, l'âge, le niveau d'instruction, la religion, la province d'origine, le revenu du ménage, la profession du chef de ménage, la taille du ménage et l'existence d'un problème de santé, le modèle permet d'estimer la probabilité de recours à l'automédication. Ces prédictions pourraient aider les autorités sanitaires à identifier les ménages les plus exposés et à orienter prioritairement les actions de sensibilisation, de prévention et d'éducation sanitaire vers les populations à risque. Cette approche s'inscrit dans la perspective des systèmes d'aide à la décision fondés sur l'intelligence artificielle, dont l'objectif est de transformer les données disponibles en informations exploitables pour améliorer la planification des interventions, l'allocation des ressources et l'efficacité des politiques de santé publique, comme l'ont souligné (Rodrigues et al., 2023). Par ailleurs, le revenu du ménage apparaît comme l'une des variables les plus contributives à la prédiction du recours à l'automédication, puisqu'il a été retenu parmi les variables les plus influentes dans l'ensemble des modèles évalués. (Ocan et al., 2015; Salami et al., 2026) ont montré que les contraintes financières et le faible revenu figure parmi les variables présentant la plus forte importance prédictive dans les modèles développés dans les pays en développement. (Ayalew, 2017) rapporte que les adultes jeunes et les hommes présentent une probabilité plus élevée de recourir à l'automédication, ce qui est cohérent avec nos résultats selon lesquelles les modalités associées aux chefs de ménage âgés de moins de 40 ans et de sexe masculin figurent parmi les variables les plus influentes dans la prédiction du recours à l'automédication. En ce qui concerne le niveau

d'instruction des chefs de ménages, (Figueiras et al., 2000) ont montré que le niveau d'instruction influence fortement les comportements d'automédication. Les personnes ayant un faible niveau d'éducation disposent généralement de moins d'informations sur les risques liés à l'usage inapproprié des médicaments, ce qui peut favoriser l'automédication. La taille de ménage (Awad & Eltayeb, 2007) ont montré que les ménages nombreux sont davantage exposés à l'automédication en raison de la pression économique, de l'expérience acquise lors des maladies antérieures et du partage des médicaments au sein du foyer. L'appartenance à la religion catholique (11,05 %) figure parmi les variables ayant la plus forte contribution prédictive dans les modèles développés. Bien que la religion ne soit pas un facteur direct de l'automédication. Selon (Airhihenbuwa & Webster, 2004), les valeurs culturelles et religieuses jouent un rôle important dans les choix liés à la santé et à l'utilisation des services sanitaires. L'âge a été retenu dans tous les modèles comme une variable importante pour la prédiction du recours à l'automédication. L'âge inférieur à 40 ans (7,43 %), ce résultat rejoint les observations de (Ayalew, 2017), qui rapporte que les jeunes adultes recourent plus fréquemment à l'automédication en raison d'une plus grande autonomie dans la prise de décision, d'un accès accru aux informations sanitaires et d'une perception souvent moins élevée du risque associé à l'utilisation des médicaments sans prescription. Par ailleurs, la présence d'un problème de santé récent dans le ménage (6,82 %) ainsi que la taille du ménage, notamment les ménages de quatre à six membres (6,60 %) et ceux de plus de sept membres (6,57 %), contribuent davantage à la classification des individus selon leur recours ou non à l'automédication. Cette situation pourrait s'expliquer par l'augmentation des dépenses de santé dans les ménages nombreux et par l'accumulation d'expériences antérieures de prise en charge des maladies au sein du foyer. Les travaux de (Awad & Eltayeb, 2007) soutiennent l'idée que les contraintes économiques et le partage des médicaments dans les familles contribuent à renforcer les pratiques d'automédication.

Conclusion

Cette recherche avait pour objectif de prédire le recours à l'automédication dans la Zone de Santé de Masina 1 à l'aide de techniques d'apprentissage automatique. Les résultats montrent que les modèles de Machine Learning offrent de bonnes performances prédictives, XGBoost s'imposant comme l'algorithme le plus performant avec une précision globale de 97,06 %, un indice Kappa de 0,9754 et une AUC de 0,988. L'analyse de l'importance des variables a révélé que le revenu du ménage, la religion et l'âge du chef de ménage figurent parmi les variables les plus contributives à la prédiction du recours à l'automédication. Nos résultats confirment la

pertinence le revenu de ménages, l'âge et la religion comme variables clés. Le modèle XGBoost s'est imposé comme le plus performant, avec une précision globale de 97 %, un indice Kappa de 0,97 et une AUC de 0,988. L'analyse de l'importance des variables a montré que le revenu de ménage comme facteur prédictif dominant (17,13%), suivi de la religion (11,05%) et de l'âge du chef de ménage (7,43%). Cette étude apporte une double contribution. Sur le plan méthodologique, elle démontre la pertinence des techniques d'apprentissage automatique pour la prédiction des comportements de santé dans un contexte urbain africain. Sur le plan opérationnel, elle met en évidence le potentiel de ces outils comme mécanismes d'aide à la décision permettant d'orienter les actions de prévention vers les populations les plus exposées. Toutefois, cette recherche présente certaines limites. Premièrement, l'étude repose sur des données collectées dans une seule zone de santé, ce qui peut limiter la généralisation des résultats à d'autres contextes. Deuxièmement, bien que plusieurs algorithmes d'apprentissage automatique aient été comparés, une évaluation approfondie de leurs performances par rapport aux méthodes statistiques classiques n'a pas été réalisée. Enfin, la nature transversale des données ne permet pas d'établir l'évolution du recours à l'automédication dans le temps. Les recherches futures pourraient élargir l'analyse à plusieurs zones de santé, intégrer des données longitudinales et comparer de manière approfondie les approches d'apprentissage automatique aux méthodes statistiques traditionnelles. Elles pourraient également conduire au développement d'un système opérationnel d'aide à la décision permettant d'identifier précocement les populations à risque et d'appuyer la planification des interventions en santé publique.

Au regard des résultats obtenus, les recommandations suivantes sont formulées :

- Renforcer les programmes de sensibilisation sur les risques de l'automédication, en ciblant prioritairement les ménages à faibles revenus ;
- Renforcer la réglementation et le contrôle de la vente des médicaments sans prescription médicale ;
- Intégrer les techniques d'apprentissage automatique dans les dispositifs d'aide à la décision en santé publique afin d'améliorer le ciblage des interventions préventives ;
- Associer les responsables religieux et les organisations confessionnelles aux campagnes d'éducation sanitaire en raison de l'influence observée de la variable religion.
- Réaliser des études comparatives approfondies entre les méthodes d'apprentissage automatique et les approches statistiques conventionnelles afin d'évaluer leurs avantages respectifs en matière de prédiction, d'interprétation et d'aide à la décision.

BIBLIOGRAPHIE

- MANANASI, L. (2020). L'automédication à Kinshasa. *Le Carrefour Congolais*, 3, p. 179-200.
- Airhihenbuwa, C. O., & Webster, J. D. (2004). Culture and African contexts of HIV/AIDS prevention, care and support. *SAHARA J: Journal of Social Aspects of HIV/AIDS Research Alliance*, 1(1), 4-13. <https://doi.org/10.1080/17290376.2004.9724822>
- Awad, A. I., & Eltayeb, I. B. (2007). Self-Medication Practices with Antibiotics and Antimalarials Among Sudanese Undergraduate University Students. *Annals of Pharmacotherapy*, 41(7-8), 1249-1255. <https://doi.org/10.1345/aph.1K068>
- Ayalew, M. B. (2017). Self-medication practice in Ethiopia : A systematic review. *Patient Preference and Adherence*, 11, 401-413. <https://doi.org/10.2147/PPA.S131496>
- BANZA M., P., KYONYI W., S., PATIENT W.I., C., NDAY N., Y., KASONGO W., C., & KABULA L., J.-L. (2025). *Déterminants de l'automédication à Kamina, RD Congo—Congovirtuel*. <https://congovirtuelle.com/determinants-de-lautomedication-a-kamina-rd-congo/>
- Breiman, L. (2001). Random Forests. *Machine Learning*, 45(1), 5-32. <https://doi.org/10.1023/A:1010933404324>
- Chen, T., & Guestrin, C. (2016). XGBoost : A Scalable Tree Boosting System. *Proceedings of the 22nd ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining*, 785-794. <https://doi.org/10.1145/2939672.2939785>
- Davies, A., Green, M. A., & Singleton, A. D. (2018). Using machine learning to investigate self-medication purchasing in England via high street retailer loyalty card data. *PLOS ONE*, 13(11), e0207523. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0207523>
- DIARRASSOUBA Alliou, A., N'GUESSAN, S., BONI Konan, J., & Louise, O. N. M. (2024). *Effets de l'offre de soins et des caractéristiques des ménages : Une analyse multi niveau de la demande de soins de santé en Côte d'Ivoire*. 5.
- Figueiras, A., Caamaño, F., & Gestal-Otero, J. J. (2000). Sociodemographic factors related to self-medication in Spain. *European Journal of Epidemiology*, 16(1), 19-26. <https://doi.org/10.1023/a:1007608702063>
- Hosmer, D. W., Lemeshow, S., & Sturdivant, R. X. (2013). *Applied Logistic Regression* (1^{re} éd.). Wiley. <https://doi.org/10.1002/9781118548387>
- Jebakumar, A. Z., & Ramachandran, R. (2022). Modern machine learning approaches on self-medication practices. *International Journal of Health Sciences*, 3323-3331. <https://doi.org/10.53730/ijhs.v6nS9.13321>

KALONJI MBUYI, Y. M. (2019). *CONNAISSANCES, ATTITUDES ET PRATIQUES DE LA POPULATION DE LA VILLE-PROVINCE DE KINSHASA SUR LE RECOURS A L'AUTOMEDICATION*.

Kumar, N., Kanchan, T., Unnikrishnan, B., Rekha, T., Mithra, P., Kulkarni, V., Papanna, M. K., Holla, R., & Uppal, S. (2013). Perceptions and Practices of Self-Medication among Medical Students in Coastal South India. *PLOS ONE*, 8(8), e72247. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0072247>

Logistic-regression. (2026). Scikit-Learn. https://scikit-learn/stable/modules/linear_model.html

Mboni, H. M., Tshikongo, A. K., Chirubagula, V. B., Shakalenga, C. M., Kanyege, A. M., Rugema, B. B., Mushobekwa, S. S., Akiba, D. B., & Rusati, N. M. (2023). *Evaluation des pratiques de l'automédication et leurs caractéristiques auprès des étudiants d'Uvira en République Démocratique du Congo*. 45-53.

Mbutiwi Ikwa Ndol, F., Lepira Bompeka, F., Dramaix-Wilmet, M., Meert, P., Malengreau, M., Nseka Mangani, N., Muanda Tsobo, F., & Koné, D. (2013). L'automédication chez des patients reçus aux urgences médicales des Cliniques Universitaires de Kinshasa: *Santé Publique*, Vol. 25(2), 233-240. <https://doi.org/10.3917/spub.132.0233>

Mei, C., Wu, S.-L., Zhou, T., Lv, Y.-N., Zhang, Y., Shi, C., & Gong, W.-J. (2025). Machine learning-driven model for predicting knowledge, attitudes, and practices regarding medication safety among residents in Hubei, China. *Frontiers in Public Health*, 13, 1574531. <https://doi.org/10.3389/fpubh.2025.1574531>

Ministère de la santé publique, hygiène et prévention. (2026). *La carte sanitaire étant un outil essentiel pour le pilotage de la zone de santé, la DSNIS souhaite produire avec votre concours une carte sanitaire de qualité pour la zone de santé de Masina 1*.

MULANGU M., C., Ibrahim, M. T., Akym, K. E., Patrick, M. M., Véronique, M., Christ-seul, M. M., & Theddy, K. K. (2025). *Facteurs explicatifs de l'automédication chez les enfants de 0 à 5 ans dans la ville de Mwene-Ditu en République Démocratique du Congo : Etude transversale*. 04.

NZIMBA, B. (2026). *cartographie prédictive des ressources minières en République Démocratique du Congo : Cas du territoire de Seke-Banza*. 9.

Ocan, M., Obuku, E. A., Bwanga, F., Akena, D., Richard, S., Ogwal-Okeng, J., & Obua, C. (2015). Household antimicrobial self-medication : A systematic review and meta-analysis of

the burden, risk factors and outcomes in developing countries. *BMC Public Health*, 15, 742. <https://doi.org/10.1186/s12889-015-2109-3>

Olejniczak, D., Łopatek, M., Wasiluk, A., Domosławska-Żylińska, K., Piotrowicz, M., Kielan, A., Mazur, U., & Staniszevska, A. (2026). Self-Medication Behaviors : Determinants, Motivations, and Safety Practices Among Health Sciences Students. *Healthcare*, 14(13), 1910. <https://doi.org/10.3390/healthcare14131910>

Perez, E. R., & Avella-Molano, B. (2025). Learning from the machine : Is diabetes in adults predicted by lifestyle variables? A retrospective predictive modelling study of NHANES 2007–2018. *BMJ Open*, 15(3), e096595. <https://doi.org/10.1136/bmjopen-2024-096595>

Powers, D. M. W. (2007). *Evaluation : From Precision, Recall and F-Factor to ROC, Informedness, Markedness & Correlation*.

RAMAZANI BONGOLU, B., Olivier, B. M., Charlotte, B. P., Alain, B. L., Florance, L. S., Tabora, R., & Léon, O. (2024). *Problématique De L'Automédication Des Enfants Par Les Parents Habitant Le Quartier De La Nsele Dans La Commune De Kabondo*.

Rodrigues, P. M., Madeiro, J. P., & Marques, J. A. L. (2023). Enhancing Health and Public Health through Machine Learning : Decision Support for Smarter Choices. *Bioengineering*, 10(7), 792. <https://doi.org/10.3390/bioengineering10070792>

Salami, L., Hountada, H. H. F., Ahanhanzo, Y. G., Jerome, C. S., & Ouendo, E.-M. (2026). Déterminants de l'incapacité des patients à payer les soins et services de santé dans un hôpital de référence du sud Bénin en 2023. *Revue Française d'Economie et de Gestion*, 7(5). <https://www.revuefreg.fr/index.php/home/article/view/2778>

Shanmugam, A. J., AbdAlla Hamid, H. I., Hassan Dailah, H. G., K, S. B., & Ahamed, S. B. (2023). Analysis of Undergraduate Student's Knowledge of Self-Medication Practice using Machine Learning Algorithms. *International Journal of Electrical and Electronics Engineering*, 10(5), 60-68. <https://doi.org/10.14445/23488379/IJEEE-V10I5P106>