

## Détection d'accouchement des femmes par voie césarienne en utilisant l'apprentissage automatique

### [ Detecting women's cesarean deliveries using machine learning ]

MASIKA MUYISA Dorcas, Héritier NSENGE MPIA, and KAHAMBU KYAVARANGA Gisèle

Département d'Informatique de Gestion, Université de l'Assomption au Congo, B.P. 104, Butembo, Nord-Kivu, RD Congo

Copyright © 2023 ISSR Journals. This is an open access article distributed under the *Creative Commons Attribution License*, which permits unrestricted use, distribution, and reproduction in any medium, provided the original work is properly cited.

**ABSTRACT:** The aim of this study was to determine, using Machine Learning (ML) algorithms, whether a pregnant woman will give birth by caesarean or not. The study is based on quantitative analysis using secondary data from the obstetric department of the Wanamahika Hospital in the city of Butembo, the Democratic Republic of Congo, over a period of one year and seven months in 2019 and 2020. The used dataset comprises 1501 records. Six ML models, namely: the Decision Tree, the Support Vector Machines, the Artificial Neural Networks, the k-Nearest Neighbors, the Random Forest as well as the Logistic Regression (LR), were built to predict the mode of women deliveries. The evaluation metrics used to evaluate those models were accuracy, f1-score, precision and recall. The authors found that cesarean deliveries represented 33.8% of their study sample while vaginal deliveries represented 66.2%. Of those six ML models created, LR was validated as it performed better with an accuracy reaching 98.85%, a recall, a precision, and a f1-score of 0.99, respectively. At the end of the investigation, the researchers retained LR in order to deploy a Web application that detect the mode of women deliveries in the hospital using Flask. Nineteen features revealed to be predictors of delivering in caesarean mode in the City of Butembo that are Referred by the health center, Age of the mother, Origin of the mother, Age of the pregnancy, HIV test result, Antepartum hemorrhage, Uterine rupture, Eclampsia and pre-eclampsia, Active management of the third period of labor, Indications for cesarean section, Number of previous cesarean sections, Episiotomy, Theobald, Cytotec, Sex of live birth, Obstetric formula, Weight of newborn in grams, Number of days in hospital, Number of days before delivery.

**KEYWORDS:** Cesarean delivery, Machine Learning, Data Mining, Data Analysis.

**RESUME:** L'objectif de cette étude a été de déterminer, à l'aide d'algorithmes de Machine Learning (ML), si une femme enceinte accouchera par césarienne ou non. L'étude a été basée sur une analyse quantitative utilisant des données secondaires du service d'obstétrique de l'hôpital Wanamahika dans la ville de Butembo, en République démocratique du Congo, sur une période d'un an et sept mois, 2019 et 2020. L'ensemble de données utilisé comprend 1501 enregistrements sur les données des femmes. Six modèles ML, à savoir: l'arbre de décision, les machines à vecteur de support, les réseaux neuronaux artificiels, les k-voisins les plus proches, la forêt aléatoire ainsi que la régression logistique (RL), ont été construits pour prédire le mode d'accouchement des femmes. Les mesures d'évaluation utilisées pour évaluer ces modèles étaient l'exactitude, le f1-score, la précision et le rappel. Les auteurs ont constaté que les accouchements par césarienne représentaient 33,8 % de leur échantillon d'étude, tandis que les accouchements par voie vaginale en représentaient 66,2 %. Parmi les six modèles ML créés, c'est le modèle RL qui a été validé car il a donné les meilleurs résultats avec une exactitude atteignant 98,85 %, un rappel, une précision et un f1-score de 0,99, respectivement. À la fin de l'étude, les chercheurs ont retenu RL afin de déployer une application Web qui détecte le mode d'accouchement des femmes dans l'hôpital en utilisant Flask. Dix-neuf caractéristiques se sont révélées être des prédicteurs de l'accouchement par césarienne en Ville de Butembo, à savoir: orientation par le centre de santé, âge de la mère, origine de la mère, âge de la grossesse, résultat du test VIH, hémorragie antepartum, rupture utérine, éclampsie et pré-éclampsie, Gestion active de la troisième période du travail, Indications pour une césarienne, Nombre de césariennes précédentes, Épisiotomie, Théobald, Cytotec, Sexe du nouveau-né vivant, Formule obstétricale, Poids du nouveau-né en grammes, Nombre de jours d'hospitalisation, Nombre de jours avant l'accouchement.

**MOTS-CLEFS:** Accouchement par césarienne, Machine Learning, Data Mining, Analyse des données.

## 1 INTRODUCTION

La maternité sans risque est le défi majeur de toute action visant à améliorer la santé maternelle et infantile qui constitue l'une des priorités d'aujourd'hui. Les deux dernières décennies ont coïncidé avec une augmentation rapide des taux des césariennes dans la plupart des pays, y compris ceux en développement. Alors que l'Organisation Mondiale de la Santé (OMS) déclare que dans une population définie, la proportion de césarienne ne devrait pas représenter moins de 5% ni plus de 15% de toutes les naissances attendues [1]. A cause du risque que représente un recours abusif à la césarienne, les valeurs dépassant 15% pourraient donner la conclusion selon laquelle certaines césariennes sont faites inutilement. Et à l'opposé, si le niveau minimum de 5% n'est pas atteint, on conclura que les femmes qui avaient besoin d'une césarienne n'en ont pas bénéficié. La priorité consiste alors à améliorer l'offre et l'exécution des césariennes faites à bon escient [2]. Le taux de césarienne, considéré comme l'un des indicateurs des services obstétricaux, tel que prévu par l'OMS depuis 1985 ne doit pas aller au-delà du seuil prévu. Plus pratiquement, ce taux reste élevé dans le monde : 35% en Amérique, 27% en Asie, entre 14% et 38% en Europe, entre 28% et 33,1% en Australie, entre 1,1% et 34% en Afrique [3]. Cela prouve en suffisance que sur le plan mondial, ce seuil fixé par l'OMS n'est pas bien respecté. Le principal défi lié à la césarienne est de faire le meilleur usage de cette procédure, qui est certainement une ressource importante pour la réduction de la mortalité maternelle et périnatale, mais dont la sur-utilisation peut être associée à un risque accru de complications maternelles et périnatales sévères [4]. Ce qui convient le mieux, dans ce cas, est de faire recours à la césarienne quand il le faut. En fait, l'accouchement est un événement majeur de la vie et les femmes en gardent la plupart de fois un souvenir impérissable. Des émotions et des craintes liées à cet événement peuvent surgir de la part des experts en gynéco-obstétrique et de celle des femmes enceintes. Certaines femmes souhaitent éviter un accouchement par voie vaginale, tandis que d'autres sont surprises par l'effet d'une césarienne d'urgence [5]. En République Démocratique du Congo (RDC), le taux global des césariennes a été estimé à 18%. Plusieurs acteurs ont réfléchi sur cette réduction du taux des césariennes et les pistes proposées pour décanter cette situation n'ont pas donné les effets escomptés [5]. Ainsi, le but de cette étude a consisté à déterminer par un modèle d'apprentissage automatique l'accouchement par césarienne chez la femme en Ville de Butembo.

D'après ce que prévoit la loi médicale, le médecin est la personne qui a le monopole de prendre la décision d'une césarienne ou à défaut la sage-femme. Celle-ci est autorisée à diagnostiquer et surveiller la grossesse dans les consultations prénatales, établir les certificats de grossesse et d'accouchement, pratiquer des accouchements normaux, surveiller les accouchées dans les suites de couches, surveiller les enfants de la naissance à trois ans et faire l'éducation sanitaire. En cas d'accouchement dystocique ou de suite de couches pathologiques, la sage-femme doit faire appel à un médecin [6]. Il arrive que certaines erreurs médicales surgissent de la part de ces personnels de santé en ce sens qu'ils inverseraient la décision sur le mode d'accouchement de la femme, c'est-à-dire procéder par une césarienne à la place d'un accouchement par voie naturelle et vice versa tout en ignorant les conséquences qui pourraient surgir lorsque l'un de ces modes n'est pas appliqué au moment opportun. Les problèmes de communication au sein d'une équipe médicale peuvent être source de défaut de prise en charge et d'erreurs médicales [7]. Les erreurs médicales seraient dues à la fatigue chez les personnels soignants ou à la non implication sérieuse dans l'effectivité de leur travail. C'est l'exemple de notre milieu où certains travailleurs ne sont pas remis dans leurs droits et par conséquent des grèves sont décrétées et pénalisent les bénéficiaires des soins médicaux. En fait, chaque hôpital dispose des ressources humaines ayant chacune une ancienneté ou une expérience acquise dans son secteur d'intervention. Cependant, il s'observe que les conditions de travail, le climat social, la fatigue liée au travail, les contraintes du travail et la considération par la hiérarchie conduisent tant soit peu le personnel soignant au stress et à l'épuisement professionnel [8]. Bien plus, ces dernières années, la RDC a connu de nombreuses grèves au sein du corps médical. Les revendications de ces médecins sont essentiellement financières. En RDC, beaucoup de médecins sont payés par l'Etat. Or, l'Etat congolais peine à honorer ses engagements à l'égard de ses agents de santé dont la plupart se plaignent d'être mal payés et nombreux ne sont simplement pas payés [9]. N'ayant pas assez de moyens pour aller se faire soigner à l'étranger, les personnes bénéficiaires, à l'occurrence des femmes enceintes sont souvent victimes de ces mouvements des grèves. Il n'y a pas de suivi à leur égard. Il convient également de souligner l'insuffisance dans la formation des professionnels de santé. Cette insuffisance est un facteur qui contribue à l'augmentation des taux de césarienne dans les structures sanitaires. Ainsi, citons une étude menée au Burkina où les césariennes sont réalisées non seulement par les obstétriciens, mais aussi des médecins généralistes et des infirmiers formés en chirurgie d'urgence, qui a prouvé que le personnel le moins qualifié avait un risque plus élevé d'indiquer une césarienne à tort [4]. Par ailleurs, il peut s'observer une ignorance des cas antérieurs des grossesses surtout avec l'évolution dans le temps alors que les antécédents aideraient dans une analyse prédictive. C'est dans cette perspective que cette étude répond à l'objectif principal de mettre en place un modèle Machine Learning (ML) qui détecte le mode d'accouchement des femmes en utilisant les données secondaires récoltées au sein du Centre Hospitalier Wanamahika.

En vue de matérialiser l'objectif global de cette recherche, trois questions de recherche associées à trois objectifs spécifiques intéressent l'étude:

Tableau 1. Mapping des objectifs spécifiques avec les questions de recherche

| Objectifs spécifiques  | Questions de recherche  |
|--|---|
| Détecter, après une revue de littérature, les facteurs qui prédisent si une femme enceinte va accoucher par césarienne ou pas.   | Quels sont les facteurs qui prédisent le mieux si une femme va accoucher par césarienne ou par voie basse?  |
| Comparer des algorithmes d'apprentissage automatique afin d'en choisir le plus performant prédisant le mieux le mode d'accouchement chez la femme en Ville de Butembo. | Quel algorithme ML, en utilisant les facteurs identifiés, prédit avec performance le mode d'accouchement d'une femme enceinte au sein du Centre Hospitalier Wanamahika? |
| Déployer le modèle validé dans une technologie web en utilisant Flask.   | En quel degré de précision ce modèle développé, une fois déployé, pourra-t-il refléter le monde réel d'accouchement des femmes par césarienne en ville de Butembo?      |

## 2 REVUE DE LITTÉRATURE

### 2.1 REVUE DE LITTÉRATURE THEORIQUE

#### 2.1.1 MACHINE LEARNING

L'apprentissage automatique, ou ML en anglais, est la science de la programmation des machines afin qu'elles puissent apprendre à partir de données [10]. Autrement dit, le ML est le domaine d'étude qui donne aux ordinateurs la capacité d'apprendre sans être explicitement programmés [10]. Il existe une diversité dans les types de systèmes d'apprentissage automatique qu'Aurélien Géron classe en fonction de trois grands critères. Tout d'abord, selon qu'il est formé ou non avec une supervision humaine, l'apprentissage automatique peut être supervisé, non supervisé, semi-supervisé et par renforcement. Ensuite, considérant la possibilité ou non d'apprendre de manière incrémentielle à la volée, on classe l'apprentissage en ligne ou par batch. Enfin, s'ils fonctionnent en comparant simplement les nouveaux points de données aux points de données connus, ou détectent plutôt des modèles dans les données d'apprentissage et construisent un modèle prédictif, on retrouve l'apprentissage par instance ou par modèle [10].

#### 2.1.2 APPRENTISSAGE SUPERVISE

Dans l'apprentissage supervisé, les données d'apprentissage fournies à l'algorithme comprennent les solutions souhaitées appelées étiquettes. Une tâche typique de l'apprentissage supervisé est la classification dont le filtre anti-spam en constitue un bon exemple en ce sens qu'il est entraîné avec de nombreux exemples d'emails avec leurs classes qui peuvent être un spam ou un ham, et il doit apprendre à classer les nouveaux courriels [10]. Il convient de souligner que certains algorithmes de ML peuvent être utilisés pour la classification et pour la régression [11]. Par contre, la régression logistique qui est utilisée pour la classification, n'est pas un algorithme de régression bien que son nom l'indique. Elle est dite régression logistique car elle peut sortir une valeur qui correspond à la probabilité d'appartenir à une classe donnée [10].

#### 2.1.3 APPRENTISSAGE NON SUPERVISE ET APPRENTISSAGE PAR RENFORCEMENT

L'apprentissage non supervisé ne présuppose aucun étiquetage préalable des données d'apprentissage. L'objectif visé est que le système parvienne, par lui-même, à regrouper en catégories les exemples fournis en exemple. Cela présuppose qu'il existe une notion de distance ou de similarité entre observations qui peut être utilisée à cet effet. L'interprétation des catégories identifiées reste à la charge d'un expert humain. L'algorithme des k-moyennes appartient à cette catégorie [12]. L'apprentissage par renforcement, par contre, est synonyme de l'apprentissage en environnement partiellement inconnu, l'apprentissage par essais et erreurs et l'apprentissage par interaction avec l'environnement (exploration) [13]. En apprentissage par renforcement, un agent évolue dans un environnement donné en effectuant certaines actions dépendant de l'état courant: l'état de l'environnement et son propre état. Ce qui amène dans un nouvel état. Certaines actions sont liées à des récompenses / coûts immédiats [13]. L'algorithme d'apprentissage par renforcement qui est le plus utilisé est le Q-Learning. Son fonctionnement repose sur le calcul de l'action optimale. C'est celle qui maximise l'espérance des récompenses des prochains états, en prenant en compte un facteur d'actualisation [14].

#### 2.1.4 QUELQUES ALGORITHMES DE ML

##### ARBRE DE DECISION

On appelle arbre de décision ou decision tree (DT), en anglais, un modèle de prédiction qui peut être représenté sous la forme d'un arbre. Chaque nœud de l'arbre teste une condition sur une variable et chacun de ses enfants correspond à une réponse possible à cette condition. Les feuilles de l'arbre correspondent à une étiquette [15]. Et pour prédire l'étiquette d'une observation, on suit les réponses

aux tests depuis la racine de l'arbre, et on retourne l'étiquette de la feuille à laquelle on arrive. Les arbres de décisions sont des modèles hiérarchiques qui se comportent comme une série successive des tests conditionnels, dans laquelle chaque test dépend de ses antécédents [15].

### K PLUS PROCHES VOISINS

L'algorithme Nearest Neighbors (les voisins les plus proches) permet de résoudre des problèmes de classification à plusieurs classes de façon simple et efficace [16]. Chloé-Agathe Azencott définit l'algorithme des k plus proches voisins comme étant l'algorithme consistant à étiqueter une nouvelle observation x en fonction des étiquettes des k points du jeu d'entraînement dont elle est la plus proche [15]. L'algorithme des k plus proches voisins est un exemple d'apprentissage non paramétrique, c'est-à-dire, la fonction de décision s'exprime en fonction des données observées et non pas comme une formule analytique fonction des variables. Nous pouvons rapprocher son fonctionnement de celui d'un raisonnement par cas, qui consiste à agir en se remémorant les choix déjà effectués dans des situations semblables précédemment rencontrées. C'est l'exemple d'un médecin qui traite un patient en faisant remémorant comment d'autres patients avec des symptômes similaires ont guéri [15].

### MACHINES A VECTEURS DE SUPPORTS

Les machines à vecteur de support, en anglais support vector machines (SVM), sont de puissants algorithmes d'apprentissage automatique. Elles se basent sur un algorithme linéaire proposé par Vapnik et Lerner en 1963, mais permettent d'apprendre bien plus que des modèles linéaires [15]. SVM est un algorithme ML très puissant et polyvalent, capable d'effectuer une classification linéaire ou non linéaire, une régression, et même une détection des valeurs aberrantes. Les SVM sont particulièrement bien adaptés à la classification d'ensembles de données complexes mais de petite ou moyenne taille. Elles sont parmi les modèles les plus populaires en apprentissage automatique [10]. On appelle vecteurs de support, les observations du jeu d'entraînement situés à une distance  $\gamma$  de l'hyperplan séparateur. Elles soutiennent les hyperplans  $H^+$  et  $H^-$  [15].

### FORET ALEATOIRE

Par définition, une forêt aléatoire pour random forest (RF) en anglais, est un ensemble d'arbres de décision, généralement formés via la méthode de mise en sac (ou parfois de collage), généralement avec `max_samples` et fixé à la taille de l'ensemble d'apprentissage. Au lieu de construire un `BaggingClassifier` et de lui transmettre un `DecisionTreeClassifier`, on peut utiliser la classe `RandomForestClassifier` qui est plus pratique et optimisée pour les arbres décisionnels [10].

### RESEAUX DE NEURONES ARTIFICIELS

Les réseaux de neurones artificiels (ANN) sont des modèles paramétriques, potentiellement complexes, qui, contrairement à la régression linéaire, permettent de construire facilement des modèles très flexibles. L'histoire des réseaux de neurones artificiels remonte aux années 50 grâce aux efforts de certains psychologues qui voulaient comprendre le cerveau humain [15]. Voici reprise ci-dessous une illustration en image:

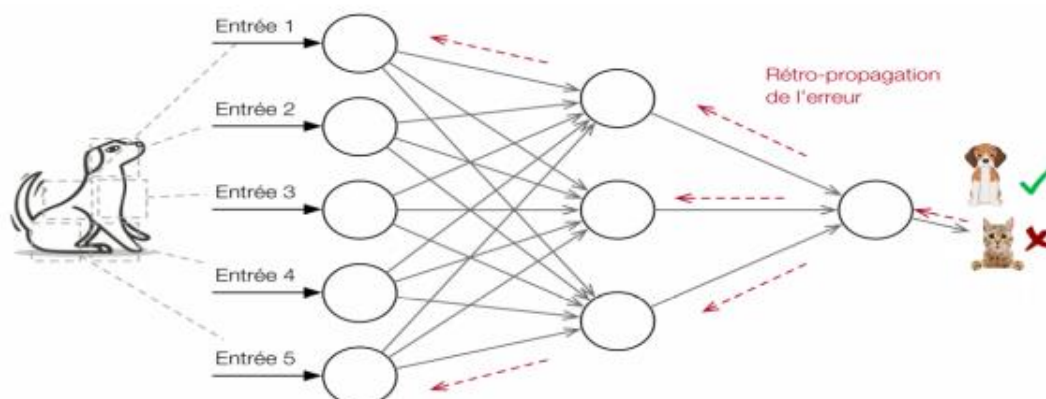


Fig. 1. Illustration du fonctionnement d'un réseau en utilisant la retro-propagation [16]

D'après la représentation graphique de la figure 1, on constate un niveau d'entrée (couche d'entrée) à gauche, un niveau de sortie (couche de sortie) à droite, et un niveau caché (couche cachée) entre les deux couches. Les petits ronds sont appelés les neurones et représentent des fonctions d'activation [16].

### REGRESSION LOGISTIQUE

Au même rang que le k-plus proches voisins, la régression linéaire, la machine à support vecteur, l'arbre de décision, la forêt aléatoire, le ANN, la RL est l'un des plus importants algorithmes utilisés en ML [10]. La RL, également appelée régression logit, est généralement utilisée pour estimer la probabilité qu'une instance appartienne à une classe particulière [17]. En guise d'exemple, quelle est la probabilité qu'un accouchement soit une césarienne ? Si la probabilité estimée est supérieure à 50%, le modèle prédit que l'instance appartient à cette classe qui peut être étiquetée 1, ou bien il prédit qu'elle ne l'est pas, c'est-à-dire qu'elle appartient à la classe négative, étiquetée 0. Il s'agit donc d'un classificateur binaire [10]. Tout comme un modèle de régression linéaire, un modèle de RL calcule une somme pondérée des caractéristiques d'entrée plus un terme de *bias*, mais au lieu de sortir directement le résultat comme le fait le modèle de régression linéaire, il sort la somme pondérée des caractéristiques d'entrée [10].

### 2.2 REVUE DE LITTÉRATURE EMPIRIQUE

Les recherches sur la prédiction d'accouchement par césarienne ont déjà été amorcées par plusieurs cadres scientifiques de différents domaines d'étude et chacun l'abordant dans une perspective différente. Ainsi, les auteurs de la présente étude ont voulu s'insérer dans la dynamique de leurs précurseurs en présentant différents résultats obtenus de ces recherches antérieures afin d'en tirer le soubassement de leur travail.

Dans l'article, *Predicting the mode of delivery and the risk factors associated with cesarean delivery using decision tree model*, Kavitha et Balasubramanian avaient l'objectif d'affirmer et de suggérer que le modèle d'arbre de décision peut être utilisé pour prédire le mode d'accouchement et les facteurs de risque associés à la césarienne [18]. Leur méthodologie consistait en une étude menée par le biais d'un questionnaire incluant les femmes enceintes ayant accouché par césarienne ou par voie vaginale et les données ont été collectées d'une part grâce aux entretiens de type face-à-face et d'autre part des questionnaires auto-administrés [18]. Le modèle d'arbre de décision a été appliqué à 50% de l'ensemble de données de l'échantillon pour développer les modèles de formation prédictifs et le même modèle a été appliqué à l'ensemble de données de 50% restant [18]. Selon leur résultat, 4043 femmes ayant fait une tentative d'accouchement ont été incluses dans l'étude. Les modes d'accouchement ont été globalement la césarienne (61,61%) et l'accouchement vaginal (38,39%) [18]. La base de données comprenait 33 variables, dont 14 ont été sélectionnées à l'aide d'un outil de filtrage non reporté. Toutes ces variables ont été corrélées en fonction de leur rang. Ces attributs retenus pour leur étude sont le type d'hôpital admis pour l'accouchement, le type d'emploi de la femme enceinte, le type de travail que la femme enceinte fait, le poids de l'enfant, le niveau d'eau au moment de l'accouchement, la taille, l'âge, le type d'accouchement, le nombre de bébés, les douleurs du travail au moment de l'accouchement, le niveau d'hémoglobine, la tension artérielle, la thyroïde et le taux du sucre [18].

Rimin et al. ont mené la recherche intitulée *Decision Making Model for Choosing Normal Maternity or Cesarean Section with Machine Learning Approach*. Leurs efforts cognitifs étaient d'identifier la relation des facteurs qui influencent les mères avec la décision de choisir l'accouchement normal ou la césarienne. Ils ont réalisé leur investigation à l'aide d'une évaluation de 3121 répondants avec 118 échantillons. S'agissant d'une recherche en étude analytique quantitative avec une conception de recherche transversale, leur évaluation statistique a été effective grâce à deux analyses: d'un côté, une analyse univariée et bivariée avec le test de chi-deux et d'un autre côté, une analyse multi variée avec la régression multiple à un niveau de confiance de 95% [19]. Dans leur étude, les facteurs retenus et qui poussent les femmes à choisir tel ou tel autre mode d'accouchement sont: l'âge, la profession, la culture, le groupe de référence, le soutien aux familles, le mode de vie, la motivation et la perception [19]. En somme, considérant que le modèle de relation entre les principaux facteurs de la prise de décision dans le choix des scénarios de maternité a été construit grâce à l'utilisation d'une approche d'apprentissage automatique. Leurs évaluations statistiques ont indiqué qu'il n'y a que trois variables: la culture, le mode de vie et la perception qui ont une relation avec la décision de la mère de choisir l'accouchement normal ou la césarienne, la perception étant le facteur ayant la plus grande relation [19].

Muhammad Nazrul et al., dans leur étude traitant de *Exploring Machine Learning Algorithms to Find the Best Features for Predicting Modes of Childbirth*, avaient un double objectif. D'une part, relever les caractéristiques possibles pour déterminer le mode d'accouchement et d'autre part, explorer les algorithmes d'apprentissage automatique en prenant en compte les meilleures caractéristiques permettant de prédire le mode d'accouchement. A l'aide d'entretiens structurés, sept participants ont été interrogés afin de recueillir leurs opinions sur les caractéristiques possibles pour prédire le mode d'accouchement ou de naissance [20]. Ces caractéristiques ont été: l'âge, la taille, le poids, l'Indice de Masse Corporelle (IMC), le début des soins prénataux, l'augmentation du poids pendant la grossesse, la césarienne antérieure, les fausses couches, la parité, l'âge gestationnel, la cardiographie, le liquide amniotique et l'amniocentèse [20]. Ils ont mené leur recherche en deux phases. La première phase avait comme objectif l'exploration et la classification par ordre de priorité des caractéristiques nécessaires à la prédiction des modes d'accouchement et elle comprenait une analyse documentaire, des entretiens structurés et une mini enquête. La seconde phase, quant à elle visait à développer plusieurs modèles d'apprentissage automatique pour prédire efficacement les modes d'accouchement en utilisant un nombre optimal de caractéristiques. C'est dans cette phase que différents modèles ML ont été développés à l'aide de cinq algorithmes d'apprentissage supervisé: DT, SVM, K-Nearest Neighbors (KNN), RF, Stacking Classification (SC) [20]. Ces cinq algorithmes ont permis de créer sept classes

utilisant 32 caractéristiques et le meilleur algorithme retenu a été le Stacking Classification avec la précision de 0,98, le recall de 0,98 et le f1-score de 0,98 [20].

Une étude menée par Ayesha et al. dont l'intitulé est *Automated Diagnosis and Cause Analysis of Cesarean Section Using Machine Learning Techniques* a été réalisée dans l'objectif d'évaluer les techniques d'apprentissage automatique pour la classification des naissances (césarienne ou normale) [21]. Le DT et les réseaux neuronaux artificiels sont deux modèles ML qui leur ont permis de classer les naissances tenant compte de différents facteurs médicaux obtenus [21]. Ces facteurs ont été classés selon quatre phases à savoir: la phase avant la grossesse, celle pendant la grossesse, la phase médicale et la phase sociale. De ces facteurs, nous citons: l'âge de la mère, le VIH, la répétition de césarienne, la faible priorité, le poids, la naissance multiple, l'hystérectomie césarienne, la faible éducation, l'éducation, la présentation anormale, les complications pendant la grossesse, la sensibilisation limitée, la consommation d'alcool, le bébé trop gros, l'échec du travail, assurance du patient, la diabète, les anomalies du cordon ombilical, le travail prolongé, la pratique du médecin, l'avortement, l'alimentation moins saine, la glycémie, le statut socio-économique, l'asthme, la quantité de protéines dans l'urine, la rupture utérine, la peur des douleurs, etc [21]. Afin de savoir si les attributs de l'étude ont une influence sur le type de naissance, c'est-à-dire savoir si la différence entre les résultats observés et attendus est due au hasard ou à certains d'autres facteurs, ces chercheurs ont appliqué le chi carré de l'indépendance. Leurs données se composaient de 40% de naissances normales et 60% de césariennes en choisissant 0,05 comme niveau de signification pour prouver l'hypothèse nulle [21]. En termes de résultat, ces chercheurs ont conclu que l'arbre de décision pouvait classer les naissances normales et les césariennes avec une précision de 80% tandis que le réseau de neurone artificiel pouvait le faire avec une précision de 82% [21].

Par ailleurs, *Predicting vaginal birth after previous cesarean: using machine-learning models and a population-based cohort in Sweden* écrit par Wollmann et al. visait de prédire l'accouchement vaginal chez les femmes ayant déjà subi une césarienne et n'ayant jamais accouché par voie vaginale, en utilisant des méthodes d'apprentissage automatique, et de les comparer à un modèle de prédiction américain et à un modèle développé pour le contexte suédois [22]. L'arbre d'inférence conditionnelle, la forêt aléatoire conditionnelle et la régression binaire lasso sont les trois algorithmes ML dont ces chercheurs se sont servis pour prédire l'accouchement vaginal après une césarienne chez les femmes ayant déjà accouché. Ils se sont servis des mesures de résultats comme la courbe récepteur-opérateur (AUROC), la précision globale, la sensibilité et la spécificité de la prédiction de l'accouchement vaginal après une césarienne antérieure [22]. Durant leur étude, ils se sont inspirés de certaines variables liées, d'une part à la première grossesse et d'autre part, celles liées à la deuxième grossesse. Dans l'ensemble, ces variables étaient: la taille de la mère, la situation familiale, l'âge maternel, la grossesse de l'Indice de Masse Corporelle (entre la première visite prénatale de la grossesse avec le nourrisson 1 et le nourrisson 2), la version céphalique externe réussie, le début du travail (déclenchement spontané), maladie maternelle, sexe du nouveau-né, le volume des pertes sanguines, le poids de naissance normalisé, le tabagisme pendant l'une de deux grossesses, le trouble hypertensif, caractéristiques du nourrisson, etc [22]. Comme résultats, l'AUROC se situait entre 0,61 et 0,69 pour tous les modèles, la sensibilité était supérieure à 91% et la spécificité de la prédiction inférieure à 22%. La majorité des femmes ayant subi une nouvelle césarienne non planifiée avaient une probabilité prédite d'accouchement vaginal après césarienne supérieure à 60% [22].

Michal Lipschuetz et al., dans leur article intitulé *Prediction of vaginal birth after cesarean deliveries using machine learning*, poursuivaient comme objectif l'évaluation de la faisabilité de l'utilisation des méthodes d'apprentissage automatique pour prédire un accouchement vaginal réussi après une césarienne. En guise de méthodologie, ces chercheurs, dans leur étude, se sont inspirés des dossiers médicaux électroniques des accouchements simples à terme sur une période de 12 ans dans un centre de référence tertiaire pour des fins d'analyses. L'algorithme de gradient boosting leur a permis de créer des modèles incorporant de multiples caractéristiques maternelles et fœtales pour prédire la réussite d'un accouchement vaginal chez les parturientes qui subissent un essai de travail après une césarienne. Au terme de leurs investigations, ils ont obtenu le résultat selon lequel une cohorte de 9888 parturientes avec 1 accouchement par césarienne a été identifiée, dont 75,6% des parturientes (n=7473) ont tenté un essai de travail, avec un taux de réussite de 88%. Ce qui leur a permis de tirer une conclusion selon laquelle l'essai de travail après une césarienne est sûr pour la plupart des parturientes. Les taux de réussite sont élevés, même dans une population présentant des taux élevés d'essais de travail après une césarienne [23].

Ainsi, cette présente étude, se basant sur des travaux existants, a eu pour objectif de mettre en place un modèle ML qui prédit le mode d'accouchement des femmes en utilisant les données secondaires récoltées au sein du Centre Hospitalier Wanamahika de Butembo, en RDC.

### 2.3 CADRE CONCEPTUEL

Le cadre conceptuel de cette recherche se compose de variables indépendantes et dépendantes. Après la revue de littérature, il a été observé que trois facteurs prépondérants influencent le mode d'accouchement d'une femme. Il s'agit du facteur démographique, du facteur psycho-social et du facteur médical. Chacun de ces facteurs englobe ses propres variables telles que illustrées dans la figure suivante:

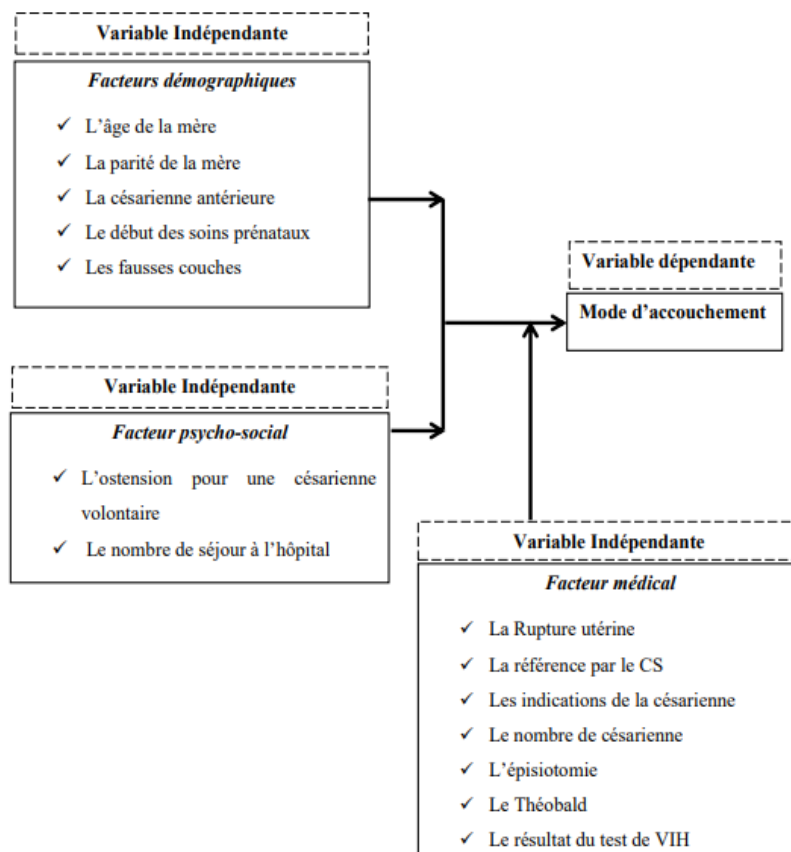


Fig. 2. Cadre conceptuel de l'étude

### 3 METHODOLOGIE

#### 3.1 CONCEPTION DE RECHERCHE

Qu'il s'agisse claire de la recherche qualitative ou quantitative, le chercheur doit avoir une conscience de la nature du processus de sa recherche ainsi que des forces et des limites des connaissances qu'il produit [24]. Chaque recherche décline et lie un certain nombre d'étapes qui peuvent être itératives et qui sont principalement associées à sa finalité, à son orientation et à son cadre méthodologique [24]. La conception de recherche est un cadre qui précise l'ensemble des opérations ou moyens déployés pour réaliser la recherche [24]. La présente étude est centrée sur la méthode quantitative. Analyser adéquatement des données quantitatives requiert une bonne planification dans la mesure où l'on doit, avant même de procéder à la collecte des données, décider du ou des tests statistiques qui seront utilisés en fonction des questions ou données de recherche [25]. La conception de recherche commence par la collecte des données brutes au sein du Centre Hospitalier (CH) Wanamahika. Ensuite, vient le prétraitement de ces données, puis s'en suivent l'Analyse Exploratoire des Données (AED), l'analyse statistique et d'autres opérations telles que illustrées par le diagramme suivant:

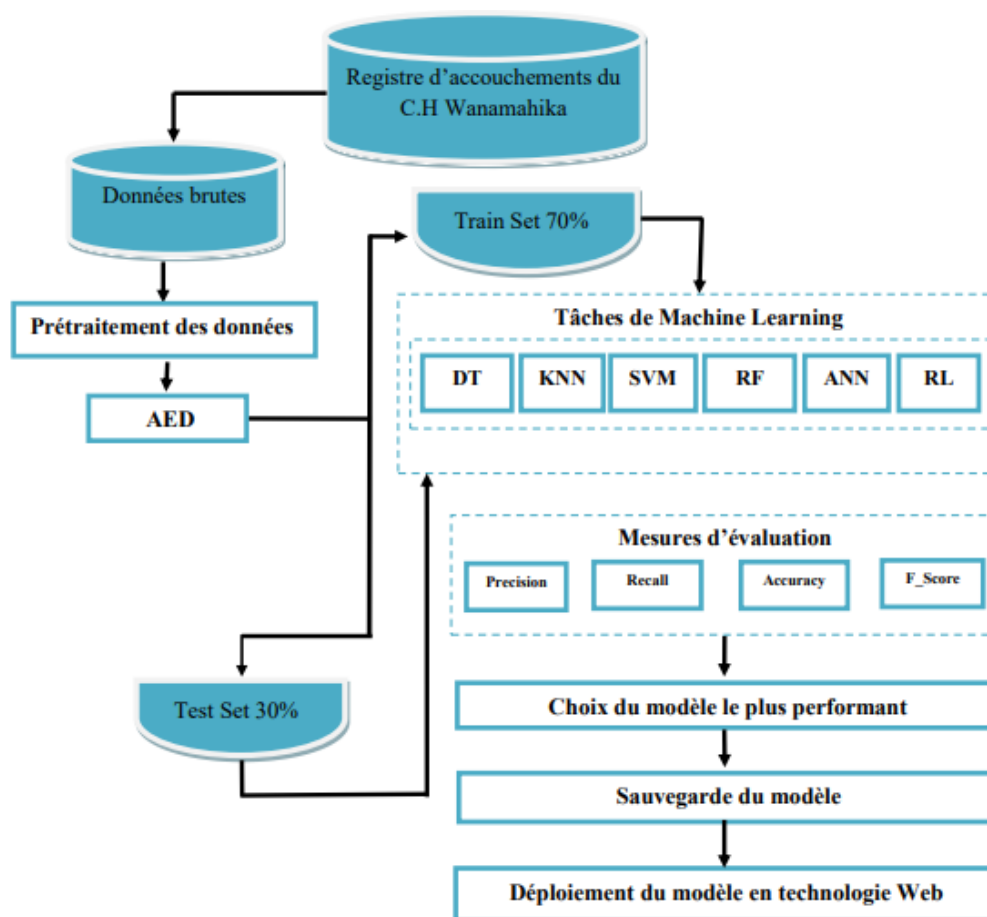


Fig. 3. Processus de mise en place du modèle de notre recherche

L'architecture de cette recherche, telle que représentée dans Fig. 3, débute par la présence de données dans le registre d'accouchements au sein du CH Wanamahika. Cela implique que tout commence par la collecte des données brutes au sein du champ d'investigation. Dans le cadre d'un projet de modélisation, tel que la classification, ou la régression, les données brutes ne peuvent généralement pas être utilisées directement, car les algorithmes ML nécessitent que les données soient des valeurs numériques. Certains algorithmes ML imposent des exigences aux données, le bruit statistique et les erreurs dans les données peuvent devoir être corrigés, des relations non linéaires complexes peuvent être extraites des données [26]. Par conséquent, après la récolte des données brutes, les auteurs ont procédé par un prétraitement en faisant la découverte du dataset par le constat des valeurs manquantes ou nulles, des types des variables dont la plupart ont été de type objet ou catégoriel. Du coup, ces valeurs catégorielles ont été converties en valeurs numériques. Après ce prétraitement s'en était suivi l'AED, qui est un processus de passer au crible les données et d'essayer de donner un sens aux colonnes individuelles et aux relations entre elles. Bien que cette activité prenne beaucoup de temps, elle a des retombées importantes, car une bonne compréhension des données permet d'obtenir des modèles plus performants et de comprendre pourquoi les prédictions sont faites [27]. Une fois l'AED faite, les auteurs ont subdivisé le jeu des données ou dataset en données d'entraînement (train) pour 70% et données de test (test) pour 30%. Six algorithmes ML ont été appliqués dans conception de l'étude. Ces algorithmes sont: DT, KNN, SVM, RF, ANN et RL. Ensuite, quatre indicateurs de performance notamment Precision, Recall, Accuracy et Fscore ont été utilisé par les auteurs pour l'évaluation de ces six algorithmes. Le meilleur modèle a été validé, sauvegardé et déployé dans la technologie web, en utilisant Flask.

### 3.2 POPULATION CIBLE

Pour sa survie, l'homme est confronté à plusieurs défis auxquels il doit faire face. Pour cette cause, toutes ses activités vont dans le sens de prévenir ou de guérir tous les maux susceptibles d'entraîner l'extinction de l'espèce [28]. Dans la société humaine, le fait pour une femme de donner naissance est considéré comme une source de joie, une valorisation de la femme. Malheureusement, il s'observe que plusieurs d'entre elles gardent encore des handicaps très graves durant toute leur vie ou qui meurent carrément à cause des complications de la grossesse ou des accouchements [28]. Par définition, la population cible est l'ensemble des individus visés par une étude dont on voudrait recueillir des informations et extrapoler ou généraliser les résultats. C'est la population étudiée ou le champ de l'enquête [29].



Pour la présente étude traitant de la construction d'un modèle prédictif d'accouchement des femmes par voie césarienne en utilisant le ML, la population cible a été les femmes enceintes affiliées au CH Wanamahika avec comme unité d'analyse: référée par un centre de santé (CS), âge de la mère, provenance (aire de santé, hors aire de santé, zone de santé, hors zone de santé), âge de sa grossesse, résultat du test VIH, hémorragie ante partum, rupture utérine, éclampsie et pré éclampsie, gestion active de la troisième période d'accouchement, indications de césarienne, nombre de césarienne, épisiotomie, Théobald, cytotec, sexe du nouveau-né vivant, formule obstétricale (FO), poids du nouveau-né.

### 3.3 PROCEDURE DE COLLECTE DES DONNEES

La méthode est une notion communément en usage dans les cercles de la recherche de toutes les disciplines scientifiques. Elle signifie le moyen, le procédé ou la démarche par laquelle on accède à ce qui est pensé représenter la réalité [30]. A cette étape de procédure de collecte des données, le choix d'une méthode permet de déterminer quels outils de collecte de données et quelles analyses seront utilisés pour répondre à la ou aux questions posées [25]. Comme dit plus haut dans la sous-section de conception de la recherche, pour la collecte des données, les auteurs de cette étude ont utilisé la méthode quantitative basée sur les données secondaires. Les données secondaires, par définition, sont des données qui existent déjà et leur utilisation présente de nombreux avantages. Elles sont généralement peu chères et rapides à obtenir. Elles sont déjà assemblées et ne nécessitent pas forcément un accès aux personnes qui les ont fournies. Elles ont une valeur historique et sont utiles pour établir des comparaisons et évaluer des données primaires. Cependant, ces données peuvent être difficiles à obtenir, obsolètes, plus ou moins approchées et exhaustives. De plus, le format de ces données ne correspond généralement pas à celui du chercheur. Celui-ci doit les convertir en changeant leur forme originelle pour un format mieux adapté à ses besoins [31]. Les données secondaires sont de deux types, à savoir: les données secondaires internes et les données secondaires externes. Les données secondaires internes sont des informations déjà produites par des organisations ou des personnes privées. Elles n'ont pas été recueillies pour répondre aux besoins spécifiques du chercheur, mais elles constituent de véritables sources de données secondaires pour celui qui les consulte. Elles sont présentes dans les archives, les notes, les rapports, les documents, les règles et procédures écrites, les modes d'emploi, les revues de presse, les registres qui nous ont permis de recueillir nos données [31]. L'approche quantitative a permis aux auteurs de mesurer des observations faites sur les données des femmes du CH Wanamahika [32]. La recherche quantitative repose sur la collecte et la mise en rapport d'informations et de faits qui peuvent être quantifiés et mesurés ou de faits sociaux qui peuvent être convertis en chiffres, statistiques et données graphiques [33]. Dans le cas de cette étude, les chercheurs ont procédé par une recherche quantitative basée sur la mesure du mode d'accouchement grâce à l'observation et la collecte d'informations enregistrées dans les registres d'accouchement au sein du CH Wanamahika. Il convient de souligner que la collecte de données est cruciale dans la recherche, car ces données sont censées contribuer à une meilleure compréhension d'un cadre théorique. Il devient alors impératif de choisir la manière d'obtenir ces données et de choisir auprès de qui elles seront acquises, d'autant plus qu'aucune analyse ne peut compenser des données mal recueillies [34]. Les auteurs de l'étude ont puisé leurs données dans des registres d'accouchement du Centre Hospitalier Wanamahika et les ont saisies dans un fichier Excel. Au bout de leur récolte, ils ont trouvé, pour une période de dix-neuf mois 1501 enregistrements avec lesquels ils ont implémenté leur algorithme.

### 3.4 ANALYSE ET TRAITEMENT DES DONNEES

L'analyse des données constitue l'une des étapes cruciales de tout processus de recherche. En fait, ayant défini son objet de recherche et son cadre de la recherche, le chercheur peut entamer l'opérationnaliser de son projet [25]. Dans cette section, certaines librairies qui ont facilité ces deux tâches de traitement et d'analyse des données sont illustrées. Il s'est agi généralement de: Pandas, Matplotlib, Scikitlearn, Numpy, seaborn [16]. Pandas est une excellente librairie pour importer les tableaux Excel (et autres formats) dans Python dans l'objectif de tirer des statistiques et de charger son Dataset dans Sklearn [16]. Cette bibliothèque est utile pour traiter les données structurées, c'est-à-dire les données stockées dans les tableaux, tels que des fichiers CSV, des feuilles de calcul Excel ou des tableaux de base de données [27]. Matplotlib est une librairie qui a permis aux auteurs de visualiser le dataset, les fonctions, les résultats sous forme de graphes, et les courbes et nuages de points. Numpy a permis aux auteurs de manipuler le dataset en tant que matrice. Sklearn est la bibliothèque qui contient toutes les fonctions de l'état de l'art du ML. On y trouve les algorithmes les plus importants ainsi que diverses fonctions de pre-processing [16].

En guise d'analyse et traitement des données, les chercheurs de l'étude ont effectué des opérations comme la vérification et la gestion des valeurs manquantes dans le jeu des données, l'ajout des colonnes à partir d'autres colonnes, la suppression des colonnes moins importantes pour l'analyse, la vérification des types des variables et la conversion des variables catégorielles en variables numériques.

Pour s'imprégner des types des variables présentes dans le jeu des données, la fonction *info ()* a été utilisée en utilisant Jupyter notebook et en y faisant *df.info ()*, avec *df* comme le nom du dataset utilisé. Grâce aux fonction *isnull ()* et *sum ()*, les auteurs ont pu détecter la somme des valeurs manquantes pour chacune des colonnes du dataset. La gestion de ces valeurs manquantes s'est faite dans deux sens dont le premier concernait les variables catégorielles et le second concernait les variables numériques. Le code ci-dessous est celui utilisé pour gérer les valeurs manquantes des variables catégoriques qui ont été remplacées par le mode de chaque variable en faisant usage de la fonction python *fillna ()*:

```

df['RefereParCS'].fillna(df['RefereParCS'].mode()[0], inplace=True)
df['ProvenanceASHASZSHZ'].fillna(df['ProvenanceASHASZSHZ'].mode()[0], inplace=True)
df['AgeGrossesse'].fillna(df['AgeGrossesse'].mode()[0], inplace=True)
df['ResultatTestVIH'].fillna(df['ResultatTestVIH'].mode()[0], inplace=True)
df['HemoragieAntePartum'].fillna(df['HemoragieAntePartum'].mode()[0], inplace=True)
df['RuptureUterine'].fillna(df['RuptureUterine'].mode()[0], inplace=True)
df['EclampsiePreeclampsie'].fillna(df['EclampsiePreeclampsie'].mode()[0], inplace=True)
df['GATPA'].fillna(df['GATPA'].mode()[0], inplace=True)
df['Cesarienne'].fillna(df['Cesarienne'].mode()[0], inplace=True)
df['IndicationsCesarienne'].fillna(df['IndicationsCesarienne'].mode()[0], inplace=True)
df['Episiotomie'].fillna(df['Episiotomie'].mode()[0], inplace=True)
df['Theobald'].fillna(df['Theobald'].mode()[0], inplace=True)
df['Cytotec'].fillna(df['Cytotec'].mode()[0], inplace=True)
df['SexeDuNNVivant'].fillna(df['SexeDuNNVivant'].mode()[0], inplace=True)
df['FO'].fillna(df['FO'].mode()[0], inplace=True)

```

Fig. 4. Code de gestion des valeurs manquantes pour les variables catégorielles

La gestion des valeurs manquantes des variables numériques a été faite en les remplaçant par les médianes de chaque variable. Le code ci-après a permis de gérer les valeurs manquantes:

```

df['Age (ans)'].fillna(df['Age (ans)'].median(), inplace=True)
df['Nombre de césarienne'].fillna(df['Nombre de césarienne'].median(), inplace=True)
df['Poids (en g)'].fillna(df['Poids (en g)'].median(), inplace=True)

```

Fig. 5. Code de gestion des valeurs manquantes pour les variables numériques

## 4 RESULTATS ET DISCUSSIONS

### 4.1 STATISTIQUES DESCRIPTIVES

Tout d'abord, il convient de souligner que la science statistique est un ensemble des méthodes scientifiques de collecte de données, leur analyse, leur traitement, l'interprétation des résultats et leur présentation afin de rendre les données compréhensibles par tous. La statistique descriptive, à son tour, est un ensemble de méthodes permettant de décrire, présenter, résumer des données souvent très nombreuses. Cela veut dire que l'objectif de la statistique descriptive est de décrire d'une manière synthétique et parlante des données observées pour mieux les analyser [35]. Elle peut être soit *uni variée*, lorsqu'elle correspond à l'étude de la population selon une seule variable, soit *multi variée*, lorsqu'elle traite de la relation qui existe entre deux ou plusieurs variables [35]. Pour cette section, nous voulons décrire et résumer nos données historiques de manière significative. Ici, nous voulons répondre à la question « Qu'est-ce qui s'est passé ? ».

Ayant mené l'étude sur une population de 1501 femmes chez lesquelles le mode d'accouchement a été étudié, et on a constaté que de ces 1501 femmes, 993 ont accouché par voie basse et 508 par voie césarienne. D'où, le graphique représentatif:

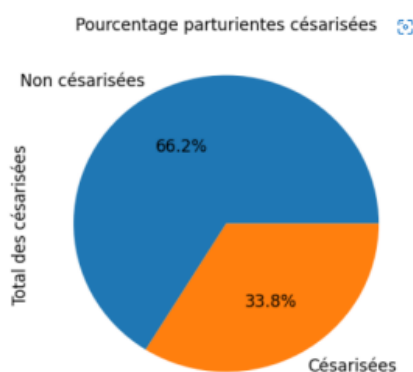


Fig. 6. Accouchement par Césarienne vs accouchement par Voie basse

La représentation graphique de la figure 6 montre que sur 1501 femmes enregistrées lors de la récolte des données, 993, soit 66,2%, ont accouché par voie basse et 508, soit 33,8%, ont accouché par césarienne. Cela montre que le milieu d'investigation dépasse le seuil du taux de césarienne tel que fixé par l'OMS. Cela étant, les auteurs de cette étude ont procédé par la statistique descriptive de certaines de leurs variables prédictives les plus fortement corrélées avec leur variable cible, c'est-à-dire les variables les plus déterminantes du mode d'accouchement chez la femme enceinte. Cette statistique descriptive s'est faite de manière uni-variée et de manière bi-variée.

Ayant effectué une analyse bi-variée sur les variables nombre de césarienne et les parturientes, les auteurs ont constaté que la plupart des femmes ont zéro cas de césarienne. Ci-dessous la capture illustrative des codes python et du graphique obtenu comme résultats:

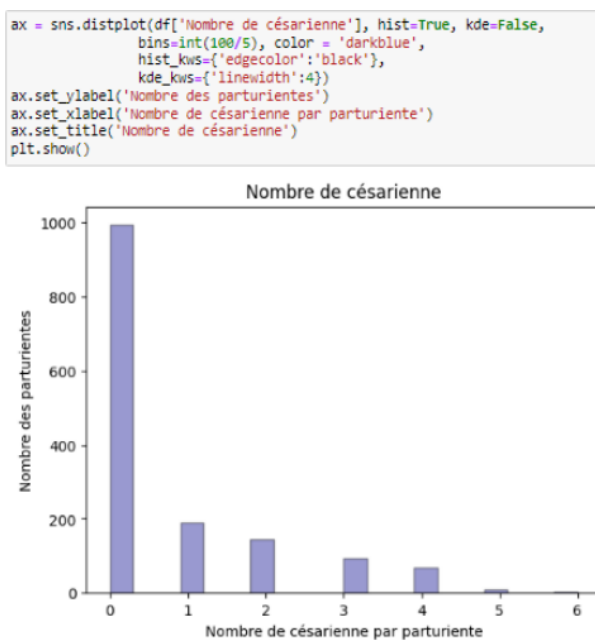


Fig. 7. Analyse bi-variée entre nombre de césarienne et nombre des parturientes

Ce résultat de la figure 7 montre que la plupart des femmes dans l'étude (plus de 900 parturientes) n'ont pas été césariées bien que le taux des césariennes réalisées aille au-delà du seuil recommandé. Ensuite viennent les femmes qui n'ont subi la césarienne qu'une seule fois, autour de 180. Environ 140 femmes ont subi la césarienne pour la deuxième fois, 100 femmes pour la troisième fois, 50 femmes pour la quatrième fois, 28 femmes pour la cinquième fois et 10 femmes pour la sixième fois. Après cette analyse bi-variée, s'en est suivie une analyse uni-variée en étudiant la distribution de certaines des variables prédictives, à l'occurrence la référence par le centre de santé, le poids du bébé, l'âge des parturientes, etc. La distribution de la référence par le centre de santé se traduit par le graphique ci-contre:

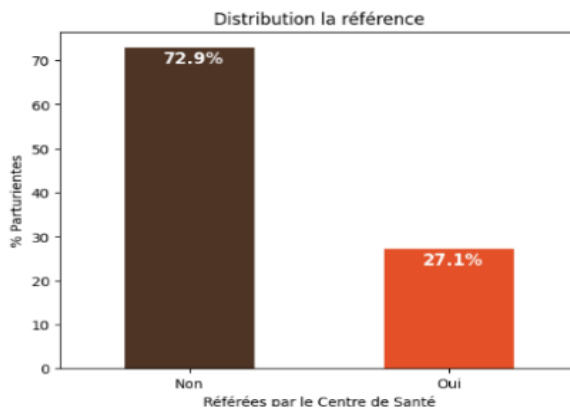


Fig. 8. Distribution de la variable référée par le centre de santé

D'après la représentation graphique ci-dessus, il s'observe que 27,1% des femmes dans l'étude ont été confrontées aux cas compliqués qui ont exigé une assistante d'un centre hospitalier. Raison pour laquelle elles ont été transférées du centre de santé au centre hospitalier. Les 72,9% des parturientes n'ont pas eu assez des complications. D'où, le résultat d'une analyse bi-variée entre la variable cible et la variable référée par le centre de santé:

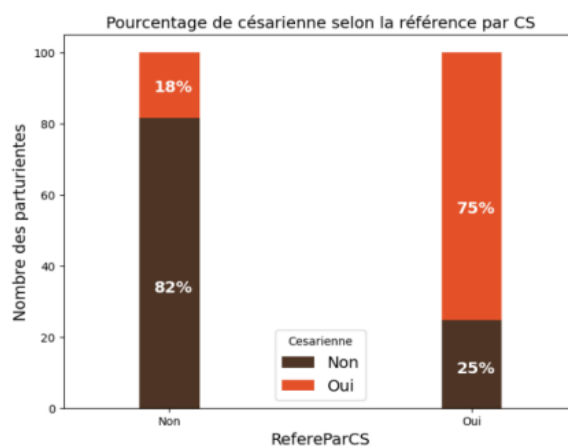


Fig. 9. Analyse bi-variée entre les variables césarienne et référence par CS

Cette analyse bi-variée renseigne sur le pourcentage de césarienne chez les femmes référées par le centre de santé et le pourcentage de césarienne chez les femmes non référées par le centre de santé. Et nous avons constaté que la plupart des parturientes référées par le centre de santé (75%) ont été césarisées et peu de celles qui n'ont pas été référées (18%) par le centre de santé ont subi la césarienne.

## 4.2 RESULTATS DE RECHERCHE

Cette section consiste à montrer la correspondance entre les objectifs spécifiquement définis pour l'étude et les résultats obtenus lors de l'implémentation et du déploiement du modèle ML validé. Il convient de rappeler que cette étude poursuivait trois objectifs spécifiques dont les résultats sont illustrés respectivement dans les sous-sections 4.2.1, 4.2.2 et 4.2.3.

### 4.2.1 RESULTAT OBTENU PAR RAPPORT AU PREMIER OBJECTIF SPECIFIQUE

Se basant sur le premier objectif portant sur la détection, après une revue de littérature, des facteurs (variable) qui prédisent si une femme enceinte va accoucher par césarienne ou pas, les auteurs ont retenu dix-neuf variables comme prédicteurs du mode d'accouchement des femmes en Ville de Butembo. Ces variables sont reprises dans le tableau ci-dessous:

Tableau 2. Tableau des facteurs retenus pour l'étude

| N°  | Nom du facteur  | Dénomination dans le dataset   |
|-----|---|--------------------------------|
| 1.  | Référée par le centre de santé                        | RefereParCS                    |
| 2.  | Age de la mère  | Age                            |
| 3.  | Provenance de la mère                                 | ProvananceASHASZSHZ            |
| 4.  | Age de la grossesse                                   | AgeGrossesse                   |
| 5.  | Résultat du test du VIH                               | ResultatTestVIH                |
| 6.  | Hémorragie ante partum                                | HemoragieAntePartum            |
| 7.  | Rupture utérine                                       | RuptureUterine                 |
| 8.  | Eclampsie et pré-éclampsie                            | EclampsiePreeclampsie          |
| 9.  | Gestion active de la troisième période d'accouchement | GATPA                          |
| 10. | Indications de la césarienne                          | IndicationsCesarienne          |
| 11. | Nombre de césarienne antérieure                       | Nombre de cesarienne           |
| 12. | Episiotomie   | Episiotomie                    |
| 13. | Théobald  | Theobald                       |
| 14. | Cytotec   | Cytotec                        |
| 15. | Sexe du nouveau-né vivant                             | SexeNNVivant                   |
| 16. | Formule obstétricale                                  | FO                             |
| 17. | Poids du nouveau-né en gramme                         | Poids (en g)                   |
| 18. | Nombre de séjour à l'hôpital                          | Nombre_Sejour_Hopital          |
| 19. | Nombre de jour avant l'accouchement                   | Nombre_jour_Avant_Accouchement |

Ces dix-neuf facteurs ont été retenus pour la construction des six modèles ML et ont été retenus en faisant la combinaison de ceux retenus dans la revue de littérature empirique, d'une part, et grâce aux données récoltées dans le CH Wanamahika lors de l'investigation, d'autre part.

### 4.2.2 RESULTAT OBTENU PAR RAPPORT AU DEUXIEME OBJECTIF SPECIFIQUE

Pour vérifier l'atteinte du deuxième objectif visant à comparer des algorithmes ML afin d'en choisir le plus performant prédisant le mieux le mode d'accouchement chez la femme en Ville de Butembo, les auteurs de cette œuvre ont mis en place six algorithmes dont ils ont évalué la performance afin de retenir le meilleur en fonction des résultats de ses performances. Ces algorithmes sont DT, SVM, KNN, RL, RF et ANN. Voici en capture synthèse les résultats de performances de chacun de ces modèles du point de vue accuracy, recall, precision et f1-score.

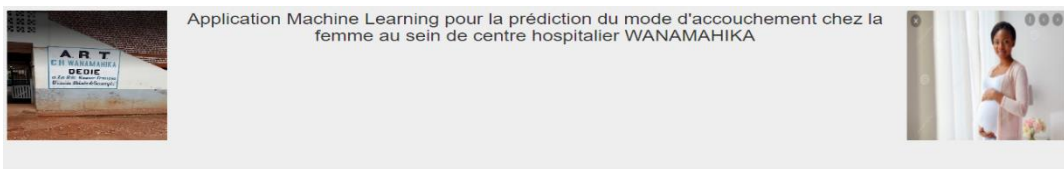
**Tableau 3. Tableau d'affichage des valeurs des métriques de performance pour les algorithmes utilisés**

| N° | Modèle | Accuracy (%) | Recall | Precision | F1-score |
|----|--------|--------------|--------|-----------|----------|
| 1  | DT     | 100          | 1      | 1         | 1        |
| 2  | SVM    | 80.46        | 0.8    | 0.84      | 0.74     |
| 3  | KNN    | 77.87        | 0.78   | 0.74      | 0.74     |
| 4  | RL     | 98.85        | 0.99   | 0.99      | 0.99     |
| 5  | RF     | 100          | 1      | 1         | 1        |
| 6  | ANN    | 22.7         | 0.23   | 0.05      | 0.08     |

Partant des résultats du tableau 3, il s'observe que tous les algorithmes ont eu de bonnes valeurs de métriques d'évaluation de leur performance. Toutefois, les performances de deux de ces algorithmes, DT et RF, vont au-delà, ce qui amène à dire qu'avec ces deux algorithmes, on fait face à un surentraînement. En somme, on peut déduire que des six algorithmes choisis, trois ont eu de bonnes performances, à savoir SVM, KNN et RL. Le ANN n'a pas donné des bonnes performances. Ainsi, les auteurs ont validé le RL pour le déployer dans la technologie Web.

### 4.2.3 RESULTAT OBTENU PAR RAPPORT AU TROISIEME OBJECTIF SPECIFIQUE

Le dernier objectif constant à déployer le modèle validé dans une technologie web a été effectué en utilisant le RL. Il y a eu d'abord la sauvegarde du modèle à l'aide de la méthode *dump ()* de la librairie *joblib*, ensuite, la création de l'application Flask. Ci-dessous on peut voir la page d'accueil de l'application Web développée:



**Compléter ce formulaire pour déterminer le mode d'accouchement**

**Référée par le centre de santé**

**Age de la mère**  
 Exemple :20

**Provenance médicale**

**Age de la grossesse**

**Résultat du test de VIH positif**

**Présence de l'hémorragie avant l'accouchement**

**Rupture utérine**

**Eclampsie et prééclampsie**

**Gestion active de la troisième période d'accouchement**

**Indications de la césarienne**

**Nombre de césarienne**  
 Exemple :2

**Episiotomie**

**Théobalt**

**Cytotec**

**Genre du bébé**

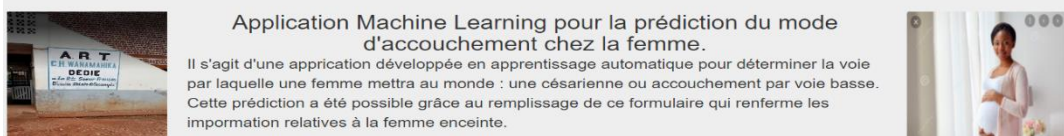
**Formule obstétricale**

**Poids du bébé en gramme**  
 Exemple :2500

**Nombre de séjour à l'hôpital**  
 Exemple :25

**Nombre de jour à l'hôpital avant l'accouchement**  
 Exemple :1

**Predire**



**Fig. 10. Formulaire de prédiction du mode d'accouchement**

Du formulaire ci-haut, les auteurs ont pu simuler les données d'observation d'une femme X pour détecter si, avec ces données, cette femme pourra accoucher par césarienne ou par voie vaginale (basse). Ces données et la sortie de prédiction sont reprises dans l'image ci-dessous:

Application Machine Learning pour la prédiction du mode d'accouchement chez la femme au sein de centre hospitalier WANAMAHIKA

Compléter ce formulaire pour déterminer le mode d'accouchement

Vous allez accoucher par Voie basse

Sortie de la prédiction

Référé par le centre de santé  
Non

Age de la mère  
Exemple: 20

Provenance médicale  
Hors zone de santé

Age de la grossesse  
37SA+5js

Résultat du test de VIH positif  
Non

Présence d'hémorragie avant l'accouchement  
Non

Rupture utérine  
Non

Éclampsie et prééclampsie  
Non

Gestion active de la troisième période d'accouchement  
Oui

Indications de la césarienne  
Aucune

Nombre de césarienne  
0

Épisiotomie  
Non

Théobalt  
Oui

Cytotec  
Oui

Genre du bébé  
Mascullin (M)

Formule obstétricale  
G6P4

Poids du bébé en gramme  
4500

Nombre de séjour à l'hôpital  
8

Nombre de jour à l'hôpital avant l'accouchement  
4

Prédire

Fig. 11. Illustration d'un cas de femme avec des données concrètes et la détection du mode d'accouchement

Pour l'observation de la figure 11, on voit que les résultats d'une femme enceinte n'ayant pas une lettre de référence d'un docteur, âgée de 20 ans, dont la provenance est hors la zone de santé, avec une grossesse de 37 semaines et 5 jours, dont le test VIH est négatif, qui ne présente pas d'hémorragie avant l'accouchement, qui n'a pas de rupture utérine, qui n'a pas d'éclampsie et prééclampsie, avec une gestion active de la troisième période d'accouchement, qui n'a aucune indication de la césarienne, dont le nombre d'accouchement par césarienne est 0, qui n'a pas d'épisiotomie, qui a le théobalt, qui a le cytotec, dont le genre du bébé est masculin, avec formule obstétricale G6P4, dont le poids du bébé en gramme est 4500, le nombre de séjour à l'hôpital est 8 et le nombre de jours passés à l'hôpital avant accouchement est 4, le système a détecté qu'elle va accoucher par voie vaginale (basse).

### 4.3 DISCUSSIONS DES RESULTATS

Des études relatives à la prédiction du mode d'accouchement ont déjà été menées dans le passé telles qu'indiquées succinctement dans la revue de littérature empirique de cet article. La plupart de ces investigations antérieures se sont penchées plus sur l'évaluation de la faisabilité de l'accouchement vaginal après la césarienne. C'est l'exemple de Nazrul et al., qui voulaient relever les caractéristiques principales pour déterminer le mode d'accouchement et explorer les algorithmes d'apprentissage automatique. Ainsi, ils ont pris en compte treize facteurs comme prédicteurs et, des algorithmes utilisés, le plus performant était celui de Stacking avec un accuracy de 97,9%, un recall de 97,9% et un f1-score de 97,9%. Ayant utilisé un questionnaire d'enquête pour récolter les données auprès des femmes, Kavitha et Balasubramaniam, dans leur article, ont suggéré que le modèle de l'arbre de décision pouvait être utilisé pour des fins prédictives du mode d'accouchement et des facteurs de risque associés à la césarienne. Au final, ils ont abouti à 61,61% de taux de césariennes et 38,39% de taux d'accouchement vaginal cela sur 14 variables sélectionnés des 33 variables du départ.

La particularité pour cette présente étude c'est qu'elle a été plus généralisée que celles des prédécesseurs dans la finalité de prédire le mode d'accouchement chez la femme. Dix-neuf facteurs ont été retenus comme prédicteurs du mode d'accouchement. Sur 1501 femmes enregistrées durant l'étude: 66,2% ont accouché par voie vaginale et 33,8% ont accouché par césarienne. Les données ont été entraînées grâce à six algorithmes, à savoir: DT, SVM, KNN, RF, ANN et RL. De ces six algorithmes, la RL s'est révélée être le meilleur modèle avec les mesures d'évaluation de performance: 98,85% de l'accuracy, 0,99 de recall, 0,99 de precision et 0,99 de f-score.

## 5 CONCLUSION

Au final, il convient de rappeler que cette étude a traité de la *Détection d'accouchement des femmes par voie césarienne en utilisant l'apprentissage automatique*; avec comme objectif principal de mettre en place et déployer un modèle prédictif du mode d'accouchement des femmes à partir d'un algorithme d'apprentissage automatique grâce à l'usage d'une analyse quantitative des données secondaires récoltées dans les registres d'accouchements au sein du CH Wanamahika de Butembo. Pour l'atteinte de cet objectif global, les auteurs se sont assignés trois objectifs spécifiques associés à un triple questionnement tels que représentés dans le tableau 1. En vue de répondre à ce triple questionnement constituant le soubassement de leur étude, les auteurs ont subdivisé cette recherche en cinq sections. La première section a été consacrée à l'introduction générale, où il a été question d'assigner les objectifs au travail. La deuxième section, quant à elle s'est consacrée à la revue de littérature, qui à son tour s'est subdivisée en deux: la revue de littérature théorique et la revue de littérature empirique au terme de laquelle un cadre conceptuel a été déniché. Dans la troisième section, les chercheurs de cette œuvre ont présenté la méthodologie de leur recherche, grâce à l'architecture de la recherche. La quatrième section, quant à elle a tourné autour de l'analyse des données, des résultats et discussion des résultats afin d'en tirer l'originalité de l'étude. Et dans cette dernière section, qui est la conclusion, les auteurs affirment l'atteinte de leurs objectifs en ce sens qu'ils ont répondu de manière positive aux trois questions de recherche associées à ces objectifs du départ.

En termes de recommandations, les auteurs de la présente étude proposent aux futurs chercheurs la mise en place des techniques d'optimisation pour ajuster les deux algorithmes qui étaient en surentraînement. Il s'agit de l'arbre de décision et de la forêt aléatoire.

## REFERENCES

- [1] Philémon Matumo, et al. Pronostic d'accouchement chez les gestantes porteuses d'utérus cicatriciels dans la ville de Butembo en République Démocratique du Congo, *International Journal of Innovation and Applied Studies*, 24 (4), 2018, pp. 1750-1760.
- [2] Akilimali P.Z., et al. Les prédicteurs de l'accouchement par césarienne à l'hôpital général de référence de Kikanda à Matadi (République Démocratique du Congo), *Mali Médical*, 2, 2015, pp. 25-32.
- [3] Mbungu, et al. Fréquence des césariennes selon la classification de Robson dans 3 maternités de la ville de Kinshasa, en République Démocratique du Congo, *Ann. Afri. Méd.*, 10 (2), 2017, pp. 2535-2544.
- [4] Wendyam Charles Paulin Didier Kabore. Déterminants de la césarienne de qualité en Afrique de l'Ouest. Santé Publique, Paris, HAL open science, 2017.
- [5] Sahlin M. Thoughts, Emotions and Experiences Among Women in Two Different Generations Undergoing Cesarean Section, Karolinska Institutet, Stockholm, 2016.
- [6] Loi 009-88 du 23 mai 1988 instituant un Code de Déontologie des professions de la santé et des affaires sociales, *Article 58*. [https://www.cesbc.org/congo/Lois/Loi 009-88.pdf](https://www.cesbc.org/congo/Lois/Loi%20009-88.pdf)
- [7] Cohen A. et al. Utilisation de l'outil SAED: évaluation de l'intérêt d'une formation courte sur la qualité de la communication entre soignants à court et à long terme, *Gynécologie Obstétrique fertilité & Sénologie*, 49 (11), 2021, pp. 823-829. <https://doi.org/10.1016/j.gofs.2021.04.010>
- [8] Mushagalusa B.D., et al. Le stress au travail et l'épuisement professionnel du personnel soignant de l'Hôpital Général de Référence de Gemena/Sid-Ubangi en République Démocratique du Congo, *International Journal of Social Sciences and Scientific Studies*, 1, 2021.
- [9] Ravez L.J.C., et al. Les grèves de médecins en République Démocratique du Congo: quels repères éthiques généralisables ? *Revue canadienne de bioéthique*, 2 (2), 2019, pp. 63-72.
- [10] Aurélien Géron. Hands-on Machine Learning with Scikit-Learn, Keras & TensorFlow. Concepts, Tools, and Techniques to Build Intelligent Systems, O'Reilly Media, 2<sup>e</sup> édition, Sebastopol, 2019.
- [11] Niva Mohapatra et al. Optimization of the Random Forest Algorithm, *Advances in Data Science and Management*, edited by Borah S., Emilia Balas V., and Polkowski Z., Springer, Singapore, 2020.
- [12] Pirmin Lemberger, et al., Big Data et Machine Learning. Manuel du data scientist, Dunod, Paris, 2015.
- [13] del Río A., et al. A Deep Reinforcement Learning Quality Optimization Framework for Multimedia Streaming over 5G Networks, *Applied Sciences*, 2022, 12 (20): 10343. <https://doi.org/10.3390/app122010343>.
- [14] del Real Torres A., et al. A Review of Deep Reinforcement Learning Approaches for Smart Manufacturing in Industry 4.0 and 5.0 Framework, *Applied Sciences*, 2022, 12 (23): 12377. <https://doi.org/10.3390/app122312377>.
- [15] Chloé-Agathe Azencott, Introduction au Machine learning, Dunod, Paris, 2018.



- [16] Mpia H.N., Inipaivudu N.B. Gradient Back-Propagation Algorithm in the Multilayer Perceptron: Foundations and Case Study, *International Journal of Innovation and Applied Studies*, 32 (2), 2021, pp. 271-290.
- [17] Boateng E.Y., Abaye D.A. A Review of the Logistic Regression Model with Emphasis on Medical Research, *Journal of Data Analysis and Information Processing*, 7, 2019, pp. 190-207. <https://doi.org/10.4236/jdaip.2019.74012>.
- [18] Kavitha D., Balasubramanian T. Predicting the mode of delivery and the risk factors associated with cesarean delivery using decision tree model, *International Journal of Engineering sciences & Research Technology*, 7 (8), 2018, pp. 116-124.
- [19] Rimin, Ermi Girsang, and Sri Lestari R.N. Decision-Making Model for Choosing Normal Maternity or Cesarean Section with Machine Learning Approach, *International Conference on Health Informatics, Medical, Biological Engineering, and Pharmaceutical*, 2021, pp. 88-95. <https://doi.org/10.5220/0010289200880095>.
- [20] Muhammad Nazrul et al. Exploring Machine Learning Algorithms to Find the Best Features for Predicting Modes of Childbirth, *IEEE Access*, 9, 2021, pp. 1680-1692. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2020.3045469>.
- [21] Ayesha Sana, et al. Automated Diagnosis and Cause Analysis of Cesarean Section Using Machine Learning Techniques, *International Journal of Machine Learning and Computing*, 2 (5), 2012, pp. 677-680. <https://doi.org/10.7763/IJMLC.2012.V2.213>
- [22] Charlotte Lindblad Wollmann et al. Predicting vaginal birth after previous cesarean: using machine-learning models and a population-based cohort in Sweden, *Acta Obstet Gynecol Scand*, 100 (3), 2021, pp. 513-520. <https://doi.org/10.1111/aogs.14020>.
- [23] Michal Lipschuetz RN et al. Prediction of vaginal birth after cesarean deliveries using machine learning, *Am J Obstet Gynecol*, 222 (6), 2020, pp. 613.e1-613.e12. <https://doi.org/10.1016/j.ajog.2019.12.267>
- [24] Giordano Y., Jolibert A. Chronique sur le métier de chercheur, *RIPME*, 29 (2), 2016, pp. 7-17.
- [25] Thomas Rajotte. Méthodologies. Les méthodes d'analyse en recherche quantitative: une introduction aux principaux outils disponibles pour le chercheur, *Revue Francophone de Recherche en Ergothérapie*, 5 (1), 2019.
- [26] Jason Brownlee, Data preparation for Machine Learning. Data Cleaning, Feature Selection, and Data Transforms in Python, Jason Brownlee, 2020.
- [27] Matt Harrison & Theodore Petrou, Pandas 1.x Cookbook. Pratical recipes for scientific computing, time series analysis, and exploratory data analysis using Python, 2<sup>nd</sup> edition, Packt, Birmingham-Mumbai, 2020.
- [28] Sekou Abdoulaye Kone. Connaissances, attitudes et opinions des femmes enceintes par rapport à la consultation prénatale au Centre de santé Communautaire-Universitaire (CSCOM-U) de Sanoubougou, Mali, U.S.T.T-B, 2021.
- [29] Anne-Marie Dussaix. La qualité dans les enquêtes, *Revue Modulad*, 39, 2009.
- [30] Kamel Boucherf. Méthode quantitative vs méthode qualitative ? : Contribution à un débat, *Les cahiers du cread*, 116, 2016.
- [31] Jérôme Ibert et al. La collecte des données et la gestion de leurs ressources, *Méthodologie de la recherche en gestion*, Nathan, 1999.
- [32] Couvreur A., Lehuède F. Cahier de recherche. Essai de comparaison de méthodes quantitatives et qualitatives à partir d'un exemple: le passage à l'Euro vécu par les consommateurs, Crédoc, Paris, N°176, 2002.
- [33] Friedrich-Ebert-Stiftung. Méthodologie de la recherche scientifique. Pour les organisations de la société civile. Réponses pratiques à des questions essentielles, FES, Alger, 2016.
- [34] Ilker E., Sulaiman A.M., Rukayya S.A. Comparison of Convenience Sampling and Purposive Sampling, *American Journal of Theoretical and Applied Statistics*, 5 (1), 2016, pp. 1-4.
- [35] Seema Amit Agarwal. Use of Statistics in Research, *International Journal for Modern Trends in Science and Technology*, 7, 2021, pp. 98-103. <https://doi.org/10.46501/IJMTST0711017>.