

## Développement d'une application basée sur l'IA pour la prédiction et la réduction de la pauvreté : Cas de la Mauritanie.

### EXECUTIVE MASTERS INGENIERIE DATA

Présenté Par :

GROUPE D26GP10

Encadré Par :

Professeur Zou

Professeur Xiang

## Table des matières

<b>INTRODUCTION.....</b>	<b>3</b>
<b>I. Chapitre 1 : présentation du sujet .....</b>	<b>4</b>
I.1. Contexte du projet.....	4
I.2. Objectif Général .....	4
I.3. Objectif du Projet :.....	4
I.3.1. Prédiction de la pauvreté .....	4
I.3.2. Développement d'une Application conviviale.....	4
I.3.3. Proposition de Solutions Personnalisées .....	4
I.4. Méthodologie .....	4
I.5. État de la pauvreté en Mauritanie .....	4
I.6. Le registre social .....	6
I.7. Vue d'ensemble de l'IA et de ses applications.....	6
I.7.1. Définition de l'intelligence artificielle .....	6
I.7.2. Applications de l'IA dans divers domaines.....	6
<b>II. Chapitre 2 : Réalisation .....</b>	<b>7</b>
II.1. Collecte de données.....	7
II.2. Méthodologie d'analyse du modèle mis en place .....	7
II.2.1. Sélection des variables .....	7
II.2.2. Prétraitement : transformation .....	10
II.2.3. Analyses descriptives .....	10
II.2.4. Réduction de dimensionnalité .....	13
II.2.5. Clustering .....	16
II.2.6. Classification .....	18
II.2.7. Scoring : Calcul de score et pondération .....	19
II.2.8. Défis et limites.....	19
II.3. Description de la méthodologie de développement de l'application basée sur l'IA .....	20
I.1.1. Outils et Architecture .....	20
I.1.2. Déploiement .....	21
I.1.3. Résultats et évaluations .....	21
I.1.4. Défis .....	22
I.1.5. Impacts sociaux et économiques .....	22
<b>CONCLUSION .....</b>	<b>23</b>

## INTRODUCTION

L'évolution rapide de la technologie offre des opportunités inédites pour aborder des problèmes sociaux complexes, et l'intelligence artificielle (IA) se profile comme un outil puissant dans la lutte contre la pauvreté. Cette étude se concentre particulièrement sur la Mauritanie, un pays confronté à d'importants défis socio-économiques. Dans ce contexte, le développement d'une application basée sur l'IA pour la prédiction et la réduction de la pauvreté revêt une importance cruciale. En examinant les données, cette application vise à anticiper les tendances de la pauvreté, à identifier de manière précise les populations les plus vulnérables, et à élaborer des stratégies ciblées pour atténuer les effets de la pauvreté. Cette initiative fusionne les avancées technologiques avec un objectif humanitaire, illustrant ainsi le potentiel transformateur de l'IA dans la résolution des problèmes socio-économiques les plus pressants, en harmonie avec les spécificités du contexte mauritanien.

La Mauritanie, en dépit de ses ressources naturelles riches, fait face à des défis persistants en matière de pauvreté. Pour aborder cette problématique cruciale, ce projet vise à développer une application innovante basée sur l'intelligence artificielle (IA). L'objectif principal est d'utiliser les capacités prédictives de l'IA pour anticiper les zones et les populations les plus vulnérables, tout en proposant des solutions ciblées pour réduire la pauvreté de manière efficace.

Le système de ciblage national adopte une méthodologie mixte, combinant les spécificités mauritaniennes aux bonnes pratiques internationales en matière de ciblage des ménages pauvres. Il répond ainsi aux besoins d'une variété d'interventions. Les utilisateurs du Registre Social, sur simple demande, sont invités à participer à la mise en œuvre de celui-ci, et toute proposition d'amélioration sera étudiée par la Direction du Registre Social.

Ce système de ciblage peut également être utilisé pour identifier les ménages très pauvres, permettant une intervention ciblée contre la pauvreté extrême, par exemple, à travers des transferts monétaires. De plus, il permet d'identifier les individus pauvres en situation de handicap ou encore les personnes âgées vivant dans des ménages pauvres. Cette intégration des mécanismes sociaux mauritaniens dans un système basé sur l'IA souligne la pertinence de cette approche novatrice pour répondre aux besoins spécifiques du contexte local et contribuer efficacement à la lutte contre la pauvreté en Mauritanie.

## **I. Chapitre 1 : présentation du sujet**

### **I.1. Contexte du projet**

La Mauritanie, en tant que pays d'Afrique de l'Ouest, connaît des disparités économiques importantes, avec des régions confrontées à des niveaux élevés de pauvreté. Les facteurs tels que la sécheresse, l'accès limité aux ressources éducatives et sanitaires, ainsi que les défis structurels, contribuent à la complexité de cette situation. Ce projet vise à utiliser les technologies de pointe, en particulier l'intelligence artificielle, pour analyser les données disponibles et fournir des informations exploitables pour lutter contre la pauvreté de manière ciblée.

### **I.2. Objectif Général**

Ce projet revêt une importance capitale dans la lutte contre la pauvreté en Mauritanie, en offrant une approche novatrice et technologiquement avancée pour identifier, comprendre et résoudre les problèmes liés à la pauvreté de manière proactive.

### **I.3. Objectif du Projet :**

#### **I.3.1. Prédiction de la pauvreté**

Utiliser des algorithmes d'IA pour analyser les données socio-économiques disponibles afin de prédire les zones et les populations à risque élevé de pauvreté.

#### **I.3.2. Développement d'une Application conviviale**

Créer une application conviviale qui permet aux utilisateurs, y compris les décideurs, les organisations non gouvernementales (ONG) et les citoyens, d'accéder facilement aux informations générées par l'IA.

#### **I.3.3. Proposition de Solutions Personnalisées**

Fournir des recommandations spécifiques pour la réduction de la pauvreté, basées sur les résultats de l'IA, en prenant en compte les aspects éducatifs, sanitaires, économiques et sociaux.

### **I.4. Méthodologie**

La méthodologie du projet implique la collecte et l'analyse de données pertinentes, la mise en place d'algorithmes d'apprentissage automatique pour la prédiction, le développement de l'application, et enfin, la proposition de solutions basées sur les résultats de l'IA.

### **I.5. État de la pauvreté en Mauritanie**

#### **Analyse des indicateurs de pauvreté actuels**

Les résultats de l'Enquête Permanente sur les Conditions de Vie des ménages 2019-2020 en Mauritanie montrent qu'après des décennies de politiques et programmes de lutte contre la

pauvreté, l'amélioration des conditions de vie des populations mauritaniennes constitue encore un défi majeur, notamment en milieu rural. Le rapport sur « les tendances de la pauvreté et inégalités en Mauritanie » présente les principales caractéristiques sociales, spatiales et des inégalités relatives à la pauvreté.

### **Facteurs socio-économiques contribuant à la pauvreté**

Les facteurs contribuant à la pauvreté en Mauritanie peuvent inclure le manque d'opportunités économiques, le chômage, les inégalités sociales, l'accès limité aux ressources naturelles, et les conditions climatiques défavorables dans certaines régions.

### **Enjeux spécifiques à la Mauritanie**

La Mauritanie est un pays peu peuplé situé entre le Maghreb arabe et l'Afrique subsaharienne occidentale. Le pays se caractérise par une forte dépendance aux ressources naturelles — les produits de la pêche et de l'exploitation minière représentaient 98,1 % du total des exportations en 2017 — et par une très faible densité de population (4,3 habitants au kilomètre carré, contre une moyenne de 44,9 en Afrique subsaharienne).

Avant même la crise du coronavirus, le modèle de croissance à long terme de la Mauritanie souffrait de contraintes structurelles qui freinaient la réalisation de son programme de développement.

Bien qu'il n'existe pas de recette tout faite pour accélérer la croissance, selon la banque mondiale la Mauritanie pourrait néanmoins agir sur quatre grands leviers pour tirer parti des avantages potentiels de l'urbanisation et favoriser une diversification économique future :

Levier 1 : *Promouvoir une économie davantage axée sur le marché*

Levier 2 : *Améliorer les facteurs de production*

Levier 3 : *Renforcer la planification urbaine*

Levier 4 : *Mieux gérer les ressources naturelles*

## **I.6. Le registre social**

L'équipe opérationnelle du Registre social est responsable de la mise en place et du fonctionnement du Registre, elle est composée de personnes suivantes :

La direction supervise la mise en œuvre générale et opérationnelle du Registre Social. Directement impliquée dans la mise en œuvre de la phase préparatoire (mise en place des outils, des instruments et des protocoles d'accord avec les autres Organisations impliquées dans la mise en œuvre du RS), elle joue un rôle d'organisatrice et supervise les autres processus : ciblage communautaire et collecte des données.

Elle coordonne aussi la mise en place, le suivi et l'analyse des mécanismes de réclamations et joue un rôle central dans la coordination avec les utilisateurs du Registre et les organisations impliquées dans sa mise en œuvre (ANSADE et ANRPTS notamment).

## **I.7. Vue d'ensemble de l'IA et de ses applications**

### **I.7.1. Définition de l'intelligence artificielle**

L'intelligence artificielle (IA) désigne le domaine de l'informatique qui se concentre sur le développement de systèmes informatiques capables d'effectuer des tâches qui nécessitent généralement l'intelligence humaine. Ces tâches comprennent la résolution de problèmes complexes, l'apprentissage, la reconnaissance de modèles, la compréhension du langage naturel, la prise de décision et bien d'autres. L'objectif de l'IA est de créer des machines ou des programmes capables de simuler, voire de surpasser, les capacités intellectuelles humaines dans divers contextes.




### **I.7.2. Applications de l'IA dans divers domaines**

Les applications de l'intelligence artificielle se déploient dans un large éventail de domaines, apportant des solutions innovantes et améliorant l'efficacité dans de nombreuses industries. Ces exemples illustrent la diversité des applications de l'IA, démontrant son potentiel à transformer de manière significative la manière dont nous abordons les défis dans des secteurs variés de la société.

- ✓ Médecine : Diagnostic médical, prévisions épidémiologiques, personnalisation des traitements.
- ✓ Finance : Analyse prédictive des marchés, gestion des risques, détection de fraudes.
- ✓ Éducation : Systèmes d'apprentissage adaptatif, tutoriels intelligents, évaluation automatisée.
- ✓ Industrie : Maintenance prédictive, automatisation des processus de fabrication, optimisation de la chaîne d'approvisionnement.
- ✓ Technologie : Reconnaissance d'image, traitement du langage naturel, assistants virtuels.
- ✓ Transport : Systèmes de conduite autonome, optimisation des itinéraires, gestion du trafic.
- ✓ Environnement : Prévision météorologique avancée, surveillance de la biodiversité, gestion des ressources naturelles.
- ✓ Sécurité : Détection d'intrusion, surveillance vidéo intelligente, analyse des menaces.

## **II. Chapitre 2 : Réalisation**

### **II.1. Collecte de données**

-  Source de données : Base de données relationnelle sous Microsoft SQL Server
-  Structure
-  Volumes : Les données mis à notre disposition font au total 100 000 lignes de la base de données des ménages.

### **II.2. Méthodologie d'analyse du modèle mis en place**

#### **II.2.1. Sélection des variables**

Nous nous inspirons de L'Indice de pauvreté multidimensionnel (IPM – ou MPI en anglais pour Multidimensional Poverty Index) qui est un indicateur statistique élaboré en 2010 par l'Oxford Poverty and Human Development Initiative (OPHI) et utilisé par le Programme des Nations Unies pour le Développement (PNUD) pour mesurer les inégalités et la pauvreté dans le monde. Nous avons ainsi subdivisé les variables en dix catégories.

## L'Indice de pauvreté multidimensionnel de l'OPHI

Dimensions	Indicateurs	Pondération
<b>1. Santé</b>		
	<b>Mortalité infantile</b> - Un enfant est mort dans la famille.	1/6
	<b>Nutrition</b> - Un adulte ou un enfant dans la famille souffre de malnutrition.	1/6
<b>2. Éducation</b>		
	<b>Année de scolarité</b> - Aucun des membres du ménage n'a au moins 5 ans de scolarité complète.	1/6
	<b>Inscription des enfants à l'école</b> - Un enfant d'âge scolaire n'est pas à l'école entre 1 an et 8 ans.	1/6
<b>3. Niveau de vie</b>		
	<b>Electricité</b> - Les ménages ne disposent pas de l'électricité.	1/18
	<b>Accès à l'eau potable</b> - L'accès ne répond pas aux définitions des OMD (1) ou le ménage ne dispose pas d'un accès à l'eau à moins de 30 minutes à pied de son domicile.	1/18
	<b>Assainissement</b> - L'assainissement ne répond pas aux définitions des OMD ou les toilettes sont partagées.	1/18
	<b>Sol et qualité du logement</b> - Le sol de l'habitation est sale, composé de sable, de bouse, de fumier.	1/18
	<b>Combustible de cuisson</b> - La cuisson des aliments est effectuée au bois, au charbon de bois ou à la bouse.	1/18
	<b>Biens de transport ou de communication possédés</b> - Parmi les biens possédés, le ménage n'a pas plus d'un poste de radio, de télévision, de téléphone, d'un vélo ou d'une moto.	1/18

## Notre proposition pour l'étude

Dimensions	Indicateurs
<b>1. Santé</b>	
	<b>Accès aux services de base</b> Distance du plus proche centre de santé
<b>2. Éducation</b>	
	<b>Accès aux services de base</b> Distance du plus proche centre de santé
<b>3. Niveau de vie</b>	
	<b>Electricité</b> - Les ménages ne disposent pas de l'électricité.
	<b>Accès à l'eau potable</b> - L'accès ne répond pas aux définitions des OMD (1) ou le ménage ne dispose pas d'un accès à l'eau à moins de 30 minutes à pied de son domicile.
	<b>Sol et qualité du logement</b> - Le sol de l'habitation est sale, composé de sable, de bouse, de fumier. - Toilettes
	<b>Electroménager</b> - possession de réfrigérateur, climatiseur, ventilateur, fer à repasser, ... - combustible de cuisson
	<b>Biens de transport ou de communication possédés</b> - possession d'un poste de radio, de télévision, de téléphone, d'un vélo ou d'une moto.
	<b>Bétail</b> - possession de bovins, moutons, volailles, ...
	<b>Terre</b> - possession de terres agricoles



Santé	Éducation	Niveau de vie									DEPENSE
		Electricité	Accès à l'eau potable	Assainissement	Sol et qualité du logement	Combustible de cuisson	Biens de transport ou de communication possédés	Bétail	Terre	Service de base	
MenPPStructSanteFK	MenPEcolePrimFK	MenPossGripEl	MenPPSouceEauFK	MenMatToitLogeFK	MenNatSolLogeFK	MenPossCuisMdm	MenPPTeleServicesFK	nbrBovinCamelins	etSupT		montMens
	MenPPCollegeFK	MenSEEdFK	MenPPdistSourceEauFK	MenTypToiletFK	MenNbrPiecesLog	MenPossChauffEau	MenPPdistTransportFK	nbrMoutonsChevres	etSupAutT		
	MenPPEtatCivilFK		MenPSAEBFK		MenLogStatFK	MenPossMachLav	MenPPdistTeleServicesFK	nbrAnsChevaux	autT	MenPossCB	
	MenPPdistEcolePrimFK				MenPossLogmtiFK	MenPossAntenne	MenPossTelFix	nbrVoailles	MenPPMarcheFK	probNour	
	MenPPdistCollegeFK				MenTerHabit	MenPossRefr	MenPossTelPort	MenPossFer	hectAutT		
	MenPPdistStructSanteFK				MenTerAgr	MenPossBrt	MenPossCharet	ancienEtatBC			
	MenPPdistEtatCivilFK				MenPossSalon	MenPossRadio	MenPossVoiture	ancienEtatMC			
					MenPossLitMat	MenPossClim	MenPossOrd	ancienEtatAC			
					MenPossMatelas	MenPossVent	MenPossInternet	ancienEtatVoailles		etSupT	
					MenPossAutreMeubl	MenSEcuisFK	MenPossMoto			etSupAutT	
					MenTypLogeFK		MenPPTransportFK			autT	
					MenMatMurLogeFK		MenPossTelv			MenPPMarcheFK	
					MenNbrMembr		MenPossPrg			hectAutT	

## II.2.2. Prétraitement : transformation

### i. Vérification des valeurs manquantes

La base de données à notre disposition ne comporte pas de valeurs manquantes car :

- Les données ont été collectées à l'aide des smartphones, avec des applications conçues pour faire le contrôle de cohérence
- Un apurement des données a été réalisé par une équipe d'experts

### ii. Catégorisation de variables quantitatives

Nous avons effectué la catégorisation des variables quantitatives pour faciliter l'usage au niveau de l'analyse explicative.

## II.2.3. Analyses descriptives

### i. Variables qualitatives

```
dt_menage_cat_var.info()
#dt_menage_num_var.info()

[9] ✓ 0.3s Python

... <class 'pandas.core.frame.DataFrame'>
RangeIndex: 100000 entries, 0 to 99999
Data columns (total 50 columns):
MenLogStatFK      100000 non-null object
MenPossLogmtFK    100000 non-null object
MenPossFer        100000 non-null object
MenPossTelv       100000 non-null object
MenPossCB         100000 non-null object
MenPossCuisMdrn   100000 non-null object
MenPossTelFix     100000 non-null object
MenPossTelPort    100000 non-null object
MenPossChauffEau  100000 non-null object
MenPossMachLav    100000 non-null object
MenPossPrg        100000 non-null object
MenPossCharet     100000 non-null object
MenPossSalon      100000 non-null object
MenPossLitMat     100000 non-null object
MenPossBrt        100000 non-null object
MenPossRefr       100000 non-null object
MenPossAntenne    100000 non-null object
MenPossRadio      100000 non-null object
MenPossVoiture    100000 non-null object
MenPossClim       100000 non-null object
```

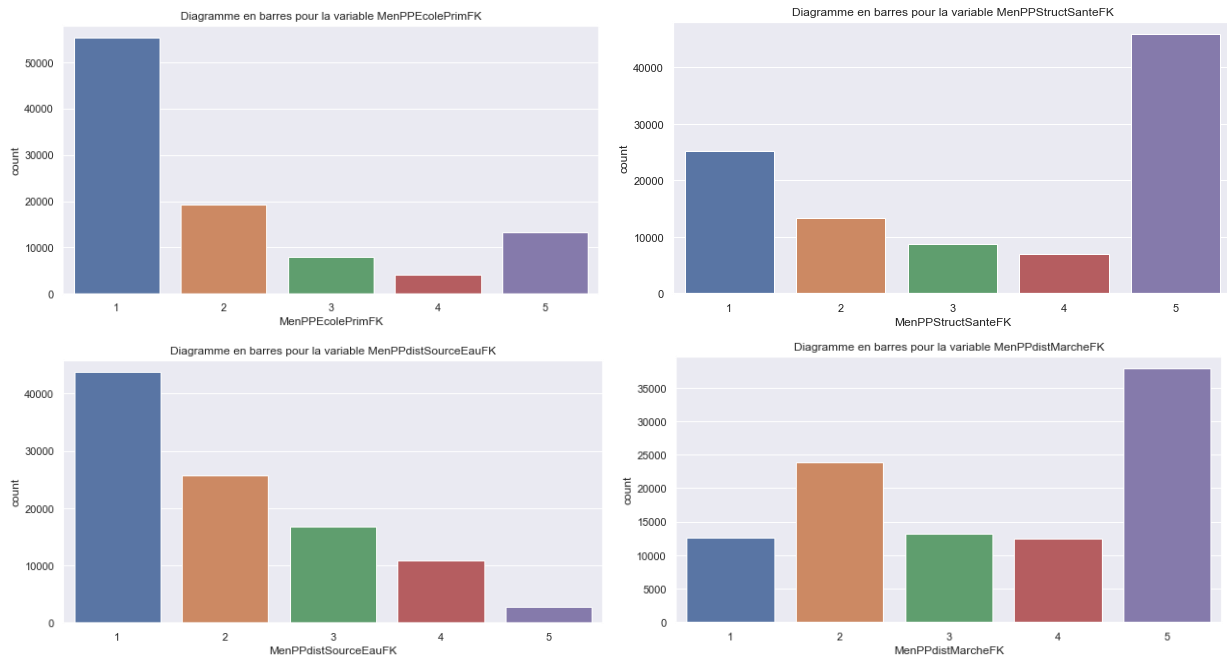
```
# Créer des graphiques pour les variables catégorielles

dt_men_cat_var1 = dt_menage_cat_var.drop(columns = ['MenPossLogmtFK', 'MenPossFer', 'MenPossCB', 'MenPossCuisMdrn', 'MenPossTelFix', 'MenPossChauffEau', 'MenPossMachLav', 'MenPossPrg', 'MenPossCharet', 'MenPossSalon', 'MenPossLitMat', 'MenPossBrt', 'MenPossRefr', 'MenPossAntenne', 'MenPossRadio', 'MenPossVoiture', 'MenPossClim'])

list_var_cat1=list(dt_men_cat_var1)

for col in list_var_cat1:
    plt.figure(figsize=(10, 5))
    sns.countplot(x=col, data=dt_men_cat_var1)
    plt.title(f"Diagramme en barres pour la variable {col}")
    plt.show()

[10] ✓ 5.5s Python
```



Le test de Khi-2 nous permet d'étudier les corrélations entre les variables :

- La p-value identifie l'existence d'une relation
- Le coefficient V de Cramer mesure l'intensité de la corrélation

```

from scipy.stats import chi2_contingency

# Initialiser les DataFrame pour les coefficients de Cramér et les p-values
cramer_v_df = pd.DataFrame(index=list_var_cat1, columns=list_var_cat1)
p_value_df = pd.DataFrame(index=list_var_cat1, columns=list_var_cat1)
tschuprow_t_df = pd.DataFrame(index=list_var_cat1, columns=list_var_cat1)

# Calculer le test de chi-deux pour chaque paire de variables qualitatives
for i, column1 in enumerate(list_var_cat1):
    for j, column2 in enumerate(list_var_cat1):
        if column1 != column2:
            contingency_table = pd.crosstab(dt_men_cat_var1[column1], dt_men_cat_var1[column2])
            chi2, p, dof, expected = chi2_contingency(contingency_table)
            cramer_v = np.sqrt(chi2 / (dt_men_cat_var1.shape[0] * (min(contingency_table.shape) - 1)))
            tschuprow_t = cramer_v * np.sqrt((contingency_table.shape[0] - 1) * (contingency_table.shape[1] - 1) / (dt_men_cat_var1.shape[0] - 1))
            cramer_v_df.loc[column1, column2] = cramer_v
            tschuprow_t_df.loc[column1, column2] = tschuprow_t
            p_value_df.loc[column1, column2] = p

# Afficher la DataFrame des p-values
print("\nDataFrame des p-values :")
p_value_df.style.set_properties(**{'border-color': 'black', 'border-width': '1px', 'border-style': 'solid'})

```

```

# Afficher la DataFrame des coefficients de Cramér : intensité de la corrélation
print("\nDataFrame des coefficients de Cramér :")
cramer_v_df.style.background_gradient(cmap='Greens', high=0.4, low=0).set_properties(**{'border-color': 'black', 'border-width': '1px', 'border-style': 'solid'})

```

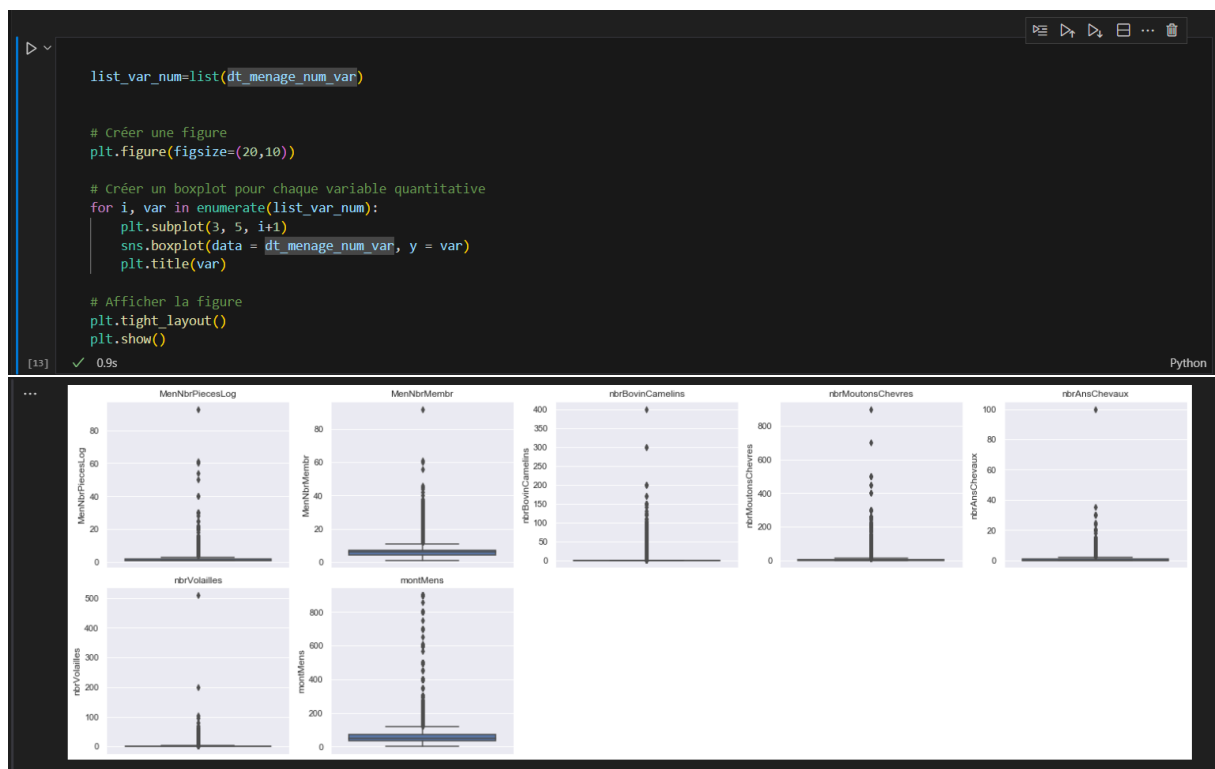
## ii. Variables quantitatives

```
#dt_men_cat_var.info()
dt_menage_num_var.info()

<class 'pandas.core.frame.DataFrame'>
RangeIndex: 100000 entries, 0 to 99999
Data columns (total 7 columns):
MenNbrPiecesLog      100000 non-null int64
MenNbrMembr          100000 non-null int64
nbrBovinCamelins      100000 non-null int64
nbrMoutonsChevres     100000 non-null int64
nbrAnsChevaux         100000 non-null int64
nbrVolailles          100000 non-null int64
montMens             100000 non-null float64
dtypes: float64(1), int64(6)
memory usage: 5.3 MB
```

```
dt_menage_num_var.describe().round(2)

count    MenNbrPiecesLog    MenNbrMembr    nbrBovinCamelins    nbrMoutonsChevres    nbrAnsChevaux    nbrVolailles    montMens
mean         1.66         6.07         1.39         4.73         0.71         1.37         59.03
std          1.08         2.79         5.51        11.77         1.23         3.51        40.88
min          1.00         1.00         0.00         0.00         0.00         0.00         1.00
25%          1.00         4.00         0.00         0.00         0.00         0.00        35.00
50%          1.00         6.00         0.00         2.00         0.00         0.00        50.00
75%          2.00         7.00         0.00         5.00         1.00         1.00        70.00
max          93.00        92.00        400.00        900.00        100.00        510.00       900.00
```



```

# identification des valeurs abérantes

list_val_ab=[]
i=0
print(f"\nSeuil de valeurs abérantes:")
for ls in list_var_num :
    i=i+1
    deciles = np.quantile(dt_menage_num_var[ls], [0,0.25,0.5,0.75,1])
    val_ab=min(deciles[4],deciles[3]+1.5*(deciles[3]-deciles[1]))
    list_val_ab.append(val_ab)
    print(ls," : ",val_ab)

[14] ✓ 0.0s Python

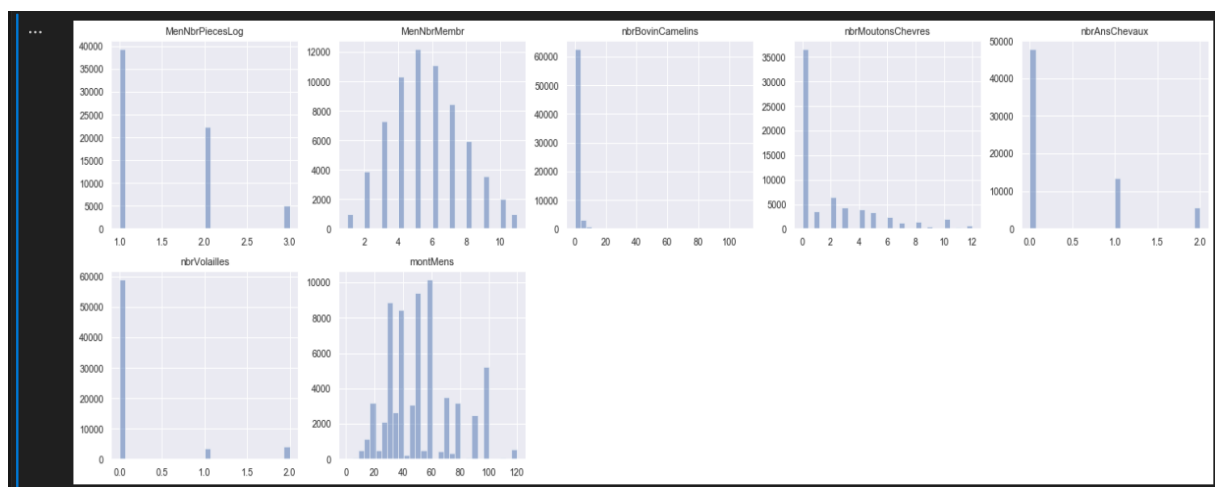
...

Seuil de valeurs abérantes:
MenNbrPiecesLog : 3.5
MenNbrMembr : 11.5
nbrBovinCamelins : 0.0
nbrMoutonsChevres : 12.5
nbrAnsChevaux : 2.5
nbrVolailles : 2.5
montMens : 122.5

# traitement des valeurs abérantes
dt_men_num_var1=dt_menage_num_var.loc[(dt_menage_num_var["MenNbrPiecesLog"]<list_val_ab[0]) &
(dt_menage_num_var["MenNbrMembr"]<list_val_ab[1]) &
(dt_menage_num_var["nbrBovinCamelins"]<list_val_ab[2]) &
(dt_menage_num_var["nbrMoutonsChevres"]<list_val_ab[3]) &
(dt_menage_num_var["nbrAnsChevaux"]<list_val_ab[4]) &
(dt_menage_num_var["nbrVolailles"]<list_val_ab[5]) &
(dt_menage_num_var["montMens"]<list_val_ab[6]) ]

[16] ✓ 0.0s Python

```



## II.2.4. Réduction de dimensionnalité

### Chargement des librairies et modules

```

import pandas as pd
import numpy as np
import matplotlib.pyplot
import scipy.stats
import seaborn as sns; sns.set()
import matplotlib.pyplot as plt

import fanalysis.mca as mca
import statistics as stat

from sklearn.decomposition import PCA
from sklearn.preprocessing import MinMaxScaler
from sklearn.preprocessing import StandardScaler
from sklearn.preprocessing import RobustScaler

from sklearn.cluster import KMeans
from sklearn.cluster import MiniBatchKMeans
from sklearn.cluster import SpectralClustering
from sklearn.cluster import AgglomerativeClustering
from sklearn.cluster import DBSCAN
from sklearn.mixture import GaussianMixture

from sklearn.linear_model import LogisticRegression
from sklearn.neighbors import KNeighborsClassifier
from sklearn.tree import DecisionTreeClassifier
from sklearn.ensemble import RandomForestClassifier
from sklearn.ensemble import AdaBoostClassifier

from sklearn.svm import SVC
from sklearn.metrics import accuracy_score, precision_score, recall_score, f1_score, roc_auc_score, roc_curve

[19] ✓ 0.0s Python

```

### i. Analyse des correspondances multiples (ACM)

L'analyse des correspondances multiples (ACM) est une méthode d'analyse factorielle adaptée aux données **qualitatives** (aussi appelées catégorielles). Elle permet d'étudier plus de deux variables simultanément.

Nous effectuons une ACM sur chaque catégorie de variables afin de retenir des axes ou dimensions sur lesquels nous allons effectuer un ACP.

Exemple de la catégorie « **Sol et qualité du logement** »

```
[55] # Liste des variables qualitatives
categorical_columns = dt_var_logement.columns

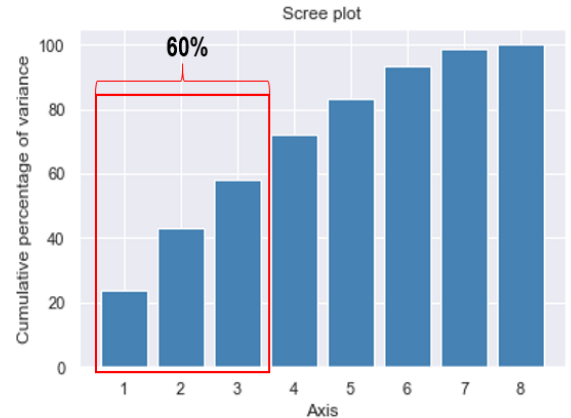
X = dt_var_logement[categorical_columns].values
✓ 0.0s Python

[56] df=dt_var_logement
# Créer une instance de la classe MCA
my_mca = mca.MCA(row_labels=df.index.values, var_labels=categorical_columns)
# Estimation de l'ACM
my_mca.fit(X)
✓ 3.6s Python

... MCA(n_components=None,
row_labels=array([ 0, 1, 2, ..., 99997, 99998, 99999], dtype=int64),
stats=True,
var_labels=Index(['MenTypToiletFK', 'MenNbrMembr', 'MenLogStatFK', 'MenNbrPiecesLog',
'MenPossLogmtFK', 'MenTypLogeFK', 'MenMatToitLogeFK', 'MenMatMurLogeFK',
'MenNatSolLogeFK'],
dtype=object'))

[57] # Variance expliquée cumulée
my_mca.plot_eigenvalues(type="cumulative")
✓ 0.2s Python
```

Variables	Descriptions
MenTypToiletFK	Type de toilette
MenNbrMembr	Nombre de membre dans le nénages
MenLogStatFK	Statut du logement
MenNbrPiecesLog	Nombre de pièces
MenPossLogmtFK	Possession du logement
MenTypLogeFK	Type de logement
MenMatToitLogeFK	Matériel utilisé pour les toilettes
MenMatMurLogeFK	Matériel utilisé pour le mur du logement
MenNatSolLogeFK	Nature du sol



## ii. Analyse en composantes principales (ACP ou PCA)

L'analyse en composantes principales est l'une des méthodes d'analyse de données multivariées les plus fréquemment utilisées. Elle permet d'étudier des ensembles de données multidimensionnelles avec des variables **quantitatives**. L'ACP est effectué sur les N premiers facteurs de l'ACM. N est choisi en fonction l'information apportée par les premiers axes (variance expliquée).

L'idée étant de retenir le minimum d'axes ou dimensions qui apportent le maximum d'informations.

Exemple de la catégorie « Sol et qualité du logement »

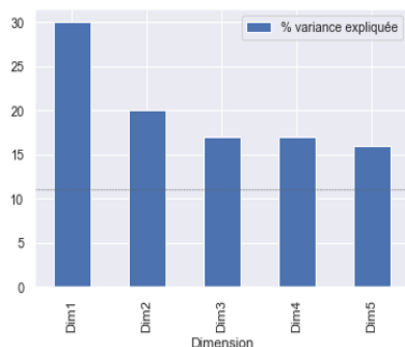
```
[58] df_rows = my_mca.row_topandas()
df_rows=df_rows[['row_coord_dim1','row_coord_dim2','row_coord_dim3','row_coord_dim4','row_coord_dim5']]
✓ 0.0s Python

[59] pca = PCA()
pca.fit(df_rows)
✓ 0.0s Python

... PCA(copy=True, iterated_power='auto', n_components=None, random_state=None,
svd_solver='auto', tol=0.0, whiten=False)

eig = pd.DataFrame(
    {
        "Dimension": ["Dim" + str(x + 1) for x in range(5)],
        "Variance expliquée": pca.explained_variance_,
        "% variance expliquée": np.round(pca.explained_variance_ratio_ * 100),
        "% cum. var. expliquée": np.round(np.cumsum(pca.explained_variance_ratio_) * 100)
    }
)
eig

eig.plot.bar(x = "Dimension", y = "% variance expliquée") # permet un diagramme en barres
plt.text(5, 18, "11%") # ajout de texte
plt.axhline(y = 100/9, linewidth = .5, color = "dimgray", linestyle = "--") # ligne 11 = 100 / 9 (nb dimensions)
plt.show()
[60] ✓ 0.1s Python
```



Dimension	Variance expliquée	% variance expliquée	% cum. var. expliquée
Dim1	0.403506	30.0	30.0
Dim2	0.260162	20.0	50.0
Dim3	0.227065	17.0	67.0
Dim4	0.218955	17.0	84.0
Dim5	0.215959	16.0	100.0

## II.2.5. Clustering

Nous allons appliquer un Clustering sur les axes obtenus de notre ACP en vue de scinder la population en deux classes homogènes : les **moins pauvres** et les **plus pauvres**.

Dimension	Descriptions
Ind_sante_1	dimension 1 sortis de l'ACP de la catégorie Santé
Ind_sante_2	dimension 2 sortis de l'ACP de la catégorie Santé
Ind_edu_1	dimension 1 sortis de l'ACP de la catégorie éducation
Ind_edu_2	dimension 2 sortis de l'ACP de la catégorie éducation
Ind_eau_1	dimension 1 sortis de l'ACP de la catégorie Accès à l'eau potable
Ind_eau_2	dimension 2 sortis de l'ACP de la catégorie Accès à l'eau potable
Ind_elec_1	dimension 1 sortis de l'ACP de la catégorie Electricité
Ind_elec_2	dimension 2 sortis de l'ACP de la catégorie Electricité
Ind_electromen_1	dimension 1 sortis de l'ACP de la catégorie Electroménager
Ind_electromen_2	dimension 2 sortis de l'ACP de la catégorie Electroménager
Ind_logement_1	dimension 1 sortis de l'ACP de la catégorie Sol et qualité du logement
Ind_logement_2	dimension 2 sortis de l'ACP de la catégorie Sol et qualité du logement
Ind_transp_1	dimension 1 sortis de l'ACP de la catégorie transport ou de communication
Ind_transp_2	dimension 2 sortis de l'ACP de la catégorie transport ou de communication
Ind_betail_1	dimension 1 sortis de l'ACP de la catégorie Bétail
Ind_betail_2	dimension 2 sortis de l'ACP de la catégorie Bétail
Ind_terre_1	dimension 1 sortis de l'ACP de la catégorie Terre
Ind_terre_2	dimension 2 sortis de l'ACP de la catégorie Terre

Mesure	Ind_edu_1	Ind_edu_2	Ind_eau_1	Ind_eau_2	Ind_elec_1	Ind_elec_2	Ind_electromen_1	Ind_electromen_2	Ind_logement_1	Ind_logement_2	Ind_transp_1	Ind_transp_2	Ind_betail_1	Ind_betail_2
count	100000.00	100000.00	100000.00	100000.00	100000.00	100000.00	100000.00	100000.00	100000.00	100000.00	100000.00	100000.00	100000.00	100000.00
mean	0.00	0.00	-0.00	-0.00	-0.00	0.00	-0.00	0.00	0.00	-0.00	0.00	0.00	-0.00	0.00
std	0.77	0.71	0.81	0.72	0.73	0.71	0.32	0.29	0.62	0.51	0.42	0.37	0.60	0.48
min	-1.21	-1.80	-0.88	-0.86	-0.31	-2.47	-0.30	-0.76	-0.90	-0.94	-0.41	-0.98	-0.61	-0.36
25%	-0.67	-0.40	-0.88	-0.40	-0.02	-0.11	-0.11	-0.10	-0.63	-0.35	-0.29	-0.19	-0.61	-0.07
50%	0.12	0.09	0.02	-0.02	-0.02	-0.11	-0.11	-0.04	-0.11	-0.06	-0.21	-0.15	-0.13	-0.01
75%	0.16	0.33	0.61	0.32	-0.02	-0.11	0.04	0.12	0.61	0.12	0.08	0.11	0.36	0.00
max	1.56	2.07	2.48	4.31	45.64	5.39	10.48	12.47	1.62	6.75	1.85	2.18	2.70	12.

L'algorithme **K-Means** a été préféré. C'est l'algorithme de clustering le plus populaire, le plus largement utilisé.

```

X=base_clustering

kmeans = KMeans(n_clusters=2)
kmeans.fit(X)
y_kmeans = kmeans.predict(X)

kmeans_mini = MiniBatchKMeans(n_clusters=2,random_state=0,batch_size=6,n_init="auto")
kmeans_mini.partial_fit(X)
y_kmeans_mini = kmeans_mini.predict(X)

#Spectral_clustering = SpectralClustering(n_clusters=2,assign_labels='discretize',random_state=0).fit(X)
#y_Spectral = Spectral_clustering.fit_predict(X)

#AggloCluster = AgglomerativeClustering(n_clusters=2).fit(X)
#y_AggloCluster = AggloCluster.fit_predict(X)

#DBSCANCluster = DBSCAN(eps=0.07, min_samples=3).fit(X)
#y_DBSCANCluster = DBSCANCluster.fit_predict(X)

#GaussianMixture = GaussianMixture(n_components=2, random_state=0).fit(X)
#y_GaussianMixture = GaussianMixture.fit_predict(X)

```

[94] ✓ 45s Python

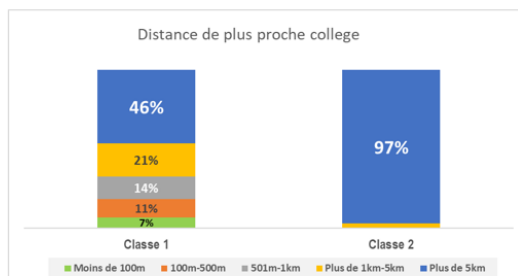
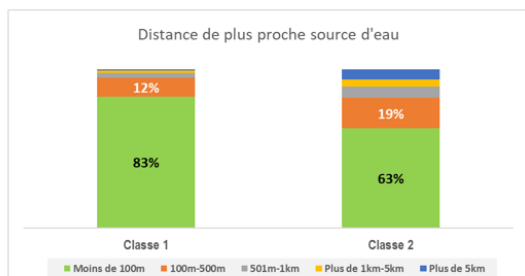
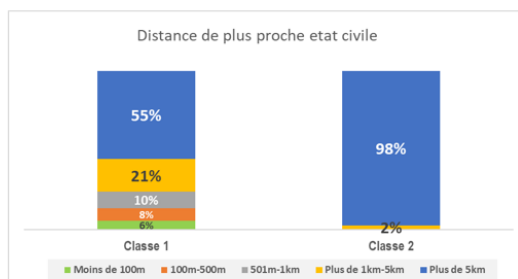
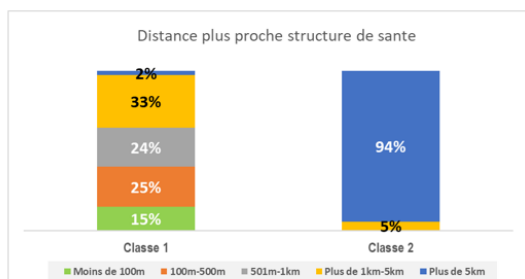
Nous effectuons le test du KHI 2 pour évaluer la corrélation entre la variable sortie du cluster et les variables utilisées dans le modèle; ensuite nous calculons le V de Cramer pour mesurer l'intensité de la corrélation.



N° Ordre	Variables	Catégorie	p-values du test de K <sub>hi</sub> 2	coefficients V de Cramér	Pondération
23	MenPossTelv	ELECTROMENAGER	0,00000	0,19469	0,00377
24	MenPossAntenne	TRANSPORT_COMMUNICATION	0,00000	0,18159	0,00440
25	MenPPTeleServicesFK	TRANSPORT_COMMUNICATION	0,00000	0,17931	0,00434
26	nbrBovCameLins	BETAIL	0,00000	0,15909	0,00578
27	MenPdistTeleServicesFK	TRANSPORT_COMMUNICATION	0,00000	0,15374	0,00372
28	MenMatMurLogeFK	LOGEMENT	0,00000	0,15184	0,00490
29	MenTerAgr	TERRE	0,00000	0,14244	0,00828
30	MenNatSolLogeFK	LOGEMENT	0,00000	0,13229	0,00427
31	MenLogStatFK	LOGEMENT	0,00000	0,12518	0,00404
32	ancienEtatIMC	BETAIL	0,00000	0,12436	0,00452
33	ancienEtatAC	BETAIL	0,00000	0,12407	0,00451
34	ancienEtatBC	BETAIL	3,E-285	0,11478	0,00417
35	MenPossCharet	TRANSPORT_COMMUNICATION	2,E-246	0,10601	0,00257
36	MenPossTePort	ELECTROMENAGER	6,E-241	0,10483	0,00203
37	auT	TERRE	5,E-177	0,09077	0,00527
38	MenNbrPecesLog	LOGEMENT	2,E-174	0,08980	0,00290
39	etSupAutf	TERRE	2,E-168	0,08854	0,00514
40	MenPossRefr	ELECTROMENAGER	2,E-133	0,07777	0,00151
41	ancienEtatVolailles	BETAIL	1,E-115	0,07316	0,00266
42	MenPossAutreMeubl	ELECTROMENAGER	5,E-114	0,07176	0,00139
43	mortMens	REVENU	2,E-97	0,06948	0,02019
44	proNour	NOURRITURE	3,E-97	0,06746	0,01960
45	nbrVolailles	BETAIL	4,E-47	0,04726	0,00172
46	MenPossMatelas	ELECTROMENAGER	1,E-44	0,04436	0,00086
47	etSupT	TERRE	1,E-40	0,04347	0,00253
48	MenPossRadio	TRANSPORT_COMMUNICATION	2,E-40	0,04206	0,00102
49	MenTerHabit	TERRE	7,E-32	0,03995	0,00232
50	MenNbrMembr	LOGEMENT	3,E-21	0,03667	0,00118
51	MenPossVent	ELECTROMENAGER	1,E-13	0,02349	0,00046
52	MenPossLitMat	ELECTROMENAGER	3,E-12	0,02204	0,00043
53	MenPossCB	ELECTROMENAGER	1,E-08	0,01800	0,00035
54	MenPossMoto	TRANSPORT_COMMUNICATION	3,E-07	0,01616	0,00039
55	MenPossInternet	TRANSPORT_COMMUNICATION	3,E-06	0,01472	0,00036

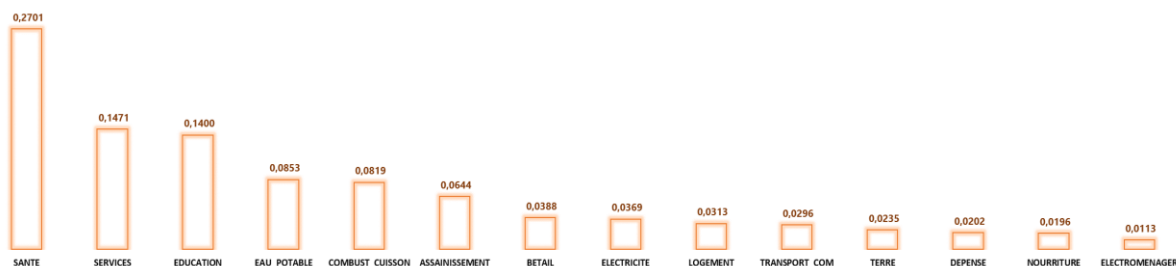
N° Ordre	Variables	Catégorie	p-values du test de K <sub>hi</sub> 2	coefficients V de Cramér	Pondération
1	MenPPStructSanteFK	SANTE	0,00000	0,93689	0,13610
2	MenPPdistStrucSanteFK	SANTE	0,00000	0,92225	0,13397
3	MenPPCollegFK	EDUCATION	0,00000	0,56259	0,04086
4	MenPPdistCollegFK	EDUCATION	0,00000	0,55303	0,04017
5	MenPPMarcheFK	SERVICES	0,00000	0,52375	0,03804
6	MenPPdistMarcheFK	SERVICES	0,00000	0,51345	0,03729
7	MenPPStatCivilFK	SERVICES	0,00000	0,50219	0,03647
8	MenPPdistStatCivilFK	SERVICES	0,00000	0,48645	0,03533
9	MenPPecolePrimFK	EDUCATION	0,00000	0,41008	0,02978
10	MenPPdistEcolePrimFK	EDUCATION	0,00000	0,40126	0,02914
11	MenPSAEBFK	EAU_POTABLE	0,00000	0,31539	0,03054
12	MenPPdistSourceEauFK	EAU_POTABLE	0,00000	0,31248	0,03026
13	MenSCuisFK	COMBUSTIBLE_CUISSON	0,00000	0,28184	0,08188
14	MenPPdistTransportFK	TRANSPORT_COMMUNICATION	0,00000	0,26002	0,00630
15	MenPPTransportFK	TRANSPORT_COMMUNICATION	0,00000	0,25349	0,00614
16	MenPPouceEauFK	EAU_POTABLE	0,00000	0,25335	0,02453
17	MenSEEdFK	ELECTRICITE	0,00000	0,24369	0,03540
18	MenTypToiletFK	ASSAINISSEMENT	0,00000	0,22180	0,06444
19	MenMatToitLogeFK	LOGEMENT	0,00000	0,21898	0,00707
20	nbrAnsChevaux	BETAIL	0,00000	0,21679	0,00787
21	MenTypLogeFK	LOGEMENT	0,00000	0,21321	0,00688
22	nbrMoutonsChevres	BETAIL	0,00000	0,20881	0,00758

N° Ordre	Variables	Catégorie	p-values du test de K <sub>hi</sub> 2	coefficients de Cramér	Pondération
56	MenPossPrg	TRANSPORT_COMMUNICATION	0,04562	0,00632	0,00015
57	MenPossVoiture	TRANSPORT_COMMUNICATION	0,04811	0,00625	0,00015
58	MenPossOrd	ELECTROMENAGER	0,05983	0,00595	0,00012
59	MenPossLogmtFK	LOGEMENT	0,45202	0,00238	0,00008
60	MenPossBrt	TRANSPORT_COMMUNICATION	0,50120	0,00213	0,00005
61	MenPossClim	ELECTROMENAGER	0,66549	0,00137	0,00003
62	MenPossTelFix	ELECTROMENAGER	0,85095	0,00059	0,00001
63	MenPossCuisMdm	ELECTROMENAGER	0,86262	0,00055	0,00001
64	MenPossSalon	LOGEMENT	0,87599	0,00049	0,00002
65	MenPossFer	ELECTROMENAGER	0,93403	0,00026	0,00001
66	MenPossCheuffEau	ELECTROMENAGER	0,02741	0,00697	0,00014
67	MenPossMachLav	ELECTROMENAGER	0,00211	0,00972	0,00019
68	MenPossGrpEl	ELECTRICITE	0,00154	0,01002	0,00146



On note que les variables les plus déterminantes sont les variables qui indiquent l'accès aux services de base: **Santé, éducation** et autres.

### Pondération par catégorie



## II.2.6. Classification

L'objectif est de trouver un modèle prédictif de la classe des ménages.

**Variable expliquée** → la classe sortie du clustering précédent : variable binaire

→ 0 : les ménages les moins pauvres

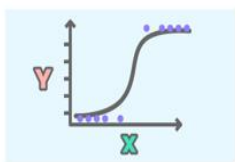
→ 1 : les ménages les plus pauvres

**Variables explicatives** → les caractéristiques des ménages (base initiale)

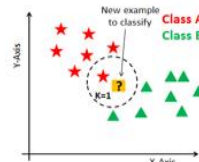
**Score utilisé** → *Accuracy Score*: Taux de bonne prédiction

Nous voulons prédire une valeur  $t$  à partir d'une observation  $x$ , cela consiste à trouver la fonction  $f$  telle que :  $t=f(x,w)$

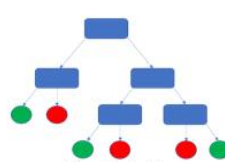
Selon les résultats ci-dessous, le modèle de **Forêts d'arbres de décision** est le plus performant dans notre cas d'étude, avec une précision de **99.4%**. Cette qualité de bonne prédiction est confirmée par la méthode de Cross validation **K-Fold**.



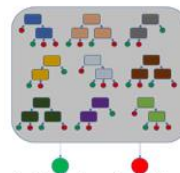
Régression logistique  
(Logistic Regression)



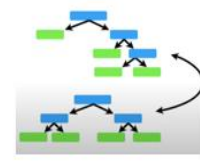
Méthode des k plus proches voisins  
(k-Nearest Neighbours)



Arbre de décision  
(Decision Tree)



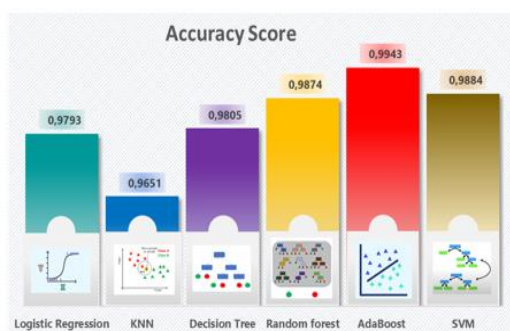
Forêts d'arbres de décision  
(Random forest)



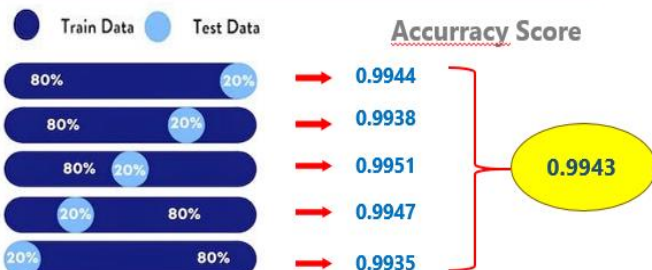
AdaBoost (adaptive boosting)



Support-Vector Machine  
(SVM)



### K-Fold Cross Validation



## II.2.7. Scoring : Calcul de score et pondération

Nous effectuons trois tâches à ce niveau :

- Récupération des coefficients de régression
- Calcul du Score pour chaque ménage suivant la formule ci-dessous
- Calcul de la pondération par catégorie

Dimension	Descriptions	Coefficient de régression
MenLogStatFK	Statut du logement	-0,07584
MenPossLogmtFK	Possession du logement	0,14700
etSupT	etat superficie de terre	-0,14207
autT	autre terre	0,13230
etSupAutT	etat de superficie de l'autre terre	0,00592
ancienEtatBC	ancien etat de nombre de bovins et camélins	0,03901
ancienEtatMC	ancien etat de nombre de moutons et chèvres	0,08728
ancienEtatAC	ancien etat du nombre d'ans et chevaux	-0,00491
ancienEtatVolailles	ancien etat du nombre de volailles	-0,01399
MenPossFer	Possession de fer	-1,77340
MenPossTelv	Possession d'une television	0,73923
MenPossCB	Possession d'un compte bancaire	-0,19622
MenPossCuisMdrn	Possession d'une cuisine moderne	-0,30703
MenPossTelFix	Possession d'un telephone fixe	-0,24965
MenPossTelPort	Possession d'un telephone portable	0,23683
MenPossChauffEau	Possession d'un chauffe eau	-2,31410
MenPossMachLav	Possession d'une machine à laver	-0,65563
MenPossPrg	Possession d'un pirogue	-2,02101
MenPossCharet	Possession d'une charrette	-0,05997

Nous utilisons le modèle de Régression Logistique pour le calcul des scores:

Le sigmoïde (Z) se définit comme suit:

$$y = 1 + \frac{1}{1+e^{-z}} \rightarrow Z = \ln\left(\frac{y}{1-y}\right)$$

$$Z = \alpha_1 x_1 + \alpha_2 x_2 + \dots + \alpha_n x_n + \beta$$

$\alpha \rightarrow$  Pondérations apprises par le modèle de régression logistique

$\beta \rightarrow$  Le biais

Les valeurs  $x \rightarrow$  les caractéristiques des ménages (base initiale)

		Décile score calculé									
		D1	D2	D3	D4	D5	D6	D7	D8	D9	D10
Décile score calculé	D1	1 562	1 362	1 230	1 058	1 077	878	623	805	817	624
	D2	1 310	1 279	1 157	1 052	989	969	784	918	844	771
	D3	1 360	1 250	1 219	1 045	1 114	909	786	843	841	675
	D4	1 066	1 066	1 002	1 047	1 032	931	937	957	975	844
	D5	1 151	1 044	997	982	1 013	972	968	952	952	1 015
	D6	973	996	1 054	1 027	1 021	966	1 050	976	924	962
	D7	896	877	924	954	972	1 148	1 211	1 044	1 121	1 208
	D8	839	833	886	834	895	993	1 124	1 034	1 074	1 141
	D9	666	756	800	846	968	1 110	1 248	1 180	1 143	1 320
	D10	558	648	649	783	924	1 085	1 312	1 362	1 248	1 383

$D_i \rightarrow$  Décile des scores : on ordonne les ménages selon le score et on divise en 10 groupes de même effectif

## II.2.8. Défis et limites

- ✚ Difficulté pour la compréhension des variables
- ✚ La base de données à notre disposition est une base de ménages pauvres. Il n'est pas donc pas entrainé à classer les ménages non pauvres ou riches.
- ✚ Nous proposons d'élargir la base de données en y ajoutant des ménages plus nobles.

## II.3.Description de la méthodologie de développement de l'application basée sur l'IA

Nous avons développé une application web pour déployer notre modèle de machine learning.

### I.1.1. Outils et Architecture

Nous utilisons django un puissant framework basé sur python pour le développement de l'api qui va interagir avec notre modèle mis en place. Nous utilisons une architecture du style RESTful utilisant une approche basée sur les microservices pour assurer la scalabilité et la modularité de l'application.

Bien sûr ! Voici un exemple d'architecture pour une application web API avec un modèle de machine learning. Cette architecture suit généralement le style RESTful et utilise une approche basée sur les microservices pour assurer la scalabilité et la modularité de l'application.

✚ Client Frontend: Nous utilisons HTML/CSS/JS

- ✓ Interface utilisateur (UI) accessible via un navigateur ou une application mobile.
- ✓ Communiquer avec le serveur backend via des requêtes HTTP.

✚ Microservice ML:

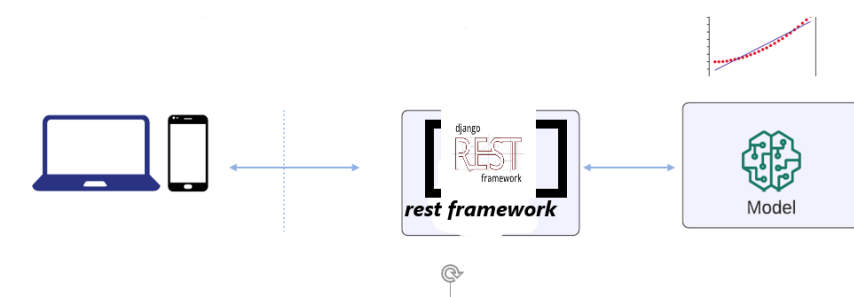
- ✓ Contient le modèle de machine learning et les fonctions nécessaires pour faire des prédictions basées sur DJANGO REST FRAMEWORK

✚ Base de données:

- ✓ Stocke les données nécessaires pour former le modèle et peut également stocker les prédictions.
- ✓ PostgreSQL

✚ Infrastructure:

- ✓ Peut être déployé sur des services cloud (AWS, Azure, Google Cloud) ou sur des serveurs locaux.



Architecture de la solution

### I.1.2. Déploiement

Le déploiement du model se fait par api(web services)

Un formulaire coté utilisateur permettant de saisir des données, une envoyées ces données sont récupérées par l'api et transmis au model. Puis une réponse du model est à nouveau envoyé aux utilisateurs.

The screenshot shows a web application interface with a green header. The title 'RS MAURITANIE CLASSIFICATION DE MENAGES PAUVRES' is in red. Below the title is a navigation bar with icons and labels: 'Santé Edu Eau', 'Elect Elec-menagé', 'Logtm Terre', 'Transp Betail', and a lock icon. The main content area is a white form with two columns of input fields, each with a dropdown arrow. The fields are labeled as follows:

Field Label	Field Label
MenPPStructSanteFK *	MenPPdistStructSanteFK *
MenPPEcolePrimFK *	MenPPCollegeFK *
MenPPdistEcolePrimFK *	MenPPdistCollegeFK *
MenPSAEBFK *	MenPPSouceEauFK *

This screenshot shows the same web application interface, but the form area is simplified. It features a single long input field with a green-to-red gradient bar above it. A blue button labeled 'VALIDER' is positioned to the right of the input field.

Interface utilisateur

### I.1.3. Résultats et évaluations

This screenshot shows the result of a prediction. At the top, a light green banner contains an information icon and the text 'Résultat de la prédiction : Menage Pauvre'. Below this is the same green header and navigation bar as in the previous screenshots. The main content area is a white form with a single long input field and a blue 'VALIDER' button, identical to the previous form view.

#### **I.1.4. Défis**

Protection des données et de la vie privée : Il est crucial de garantir que les données personnelles des utilisateurs sont protégées et que les pratiques de collecte et d'utilisation des données respectent les normes éthiques et les réglementations en matière de protection de la vie privée.

#### **I.1.5. Impacts sociaux et économiques**

Voici quelques exemples de mots clés qui pourraient être associés aux impacts sociaux et économiques du développement d'une application basée sur l'IA pour la prédiction et la réduction de la pauvreté en Mauritanie :



##### **Impacts sociaux :**

- ✓ Inclusion sociale
- ✓ Accès à l'emploi
- ✓ Autonomisation des populations défavorisées
- ✓ Réduction des inégalités
- ✓ Amélioration de la qualité de vie
- ✓ Renforcement de la cohésion sociale
- ✓ Accès à l'éducation
- ✓ Participation citoyenne
- ✓ Renforcement des capacités communautaires
- ✓ Promotion de la santé et du bien-être



##### **Impacts économiques :**

- ✓ Croissance économique
- ✓ Création d'emplois
- ✓ Augmentation de la productivité
- ✓ Amélioration de la compétitivité
- ✓ Réduction des coûts sociaux
- ✓ Stimulus de l'innovation technologique
- ✓ Attraction des investissements
- ✓ Développement du capital humain
- ✓ Optimisation des ressources
- ✓ Réduction de la dépendance aux aides extérieures

## CONCLUSION

En résumé, le développement de cette application d'IA pour la prédiction et la réduction de la pauvreté en Mauritanie vise à exploiter le potentiel des technologies modernes pour apporter des solutions tangibles à un problème social complexe. En combinant l'analyse des données, l'IA et la prise de décision éclairée, ce projet aspire à contribuer significativement à l'amélioration des conditions de vie des populations les plus vulnérables en Mauritanie.