

PROJET 4 DATA ANALYST

Réalisez une étude de santé publique avec R ou Python



Food and Agriculture
Organization of the
United Nations

✓ OBJECTIF DE CE NOTEBOOK

Dans ce notebook nous avons réalisé une étude de santé publique, nous intervenons en tant que Data Analyst au sein d'une équipe de chercheurs de la Food and Agriculture Organization of the United Nations (La FAO), un des organes qui composent l'ONU et dont l'objectif est "d'aider à construire un monde libéré de la faim". Cette étude sur le thème de l'alimentation et plus précisément la sous-nutrition concerne la période 2013-2017.

Etape 1 - Importation des librairies et chargement des fichiers

1.1 - Importation des librairies

```
#Importation de la librairie Pandas
import pandas as pd
#Importation de Numpy
import numpy as np
#Importation de matplotlib
import matplotlib.pyplot as plt
```

1.2 - Chargement des fichiers Excel

```
#Importation du fichier population.csv
population = pd.read_csv('population.csv')

#Importation du fichier dispo_alimentaire.csv
dispo_alimentaire = pd.read_csv('dispo_alimentaire.csv')

#Importation du fichier aide_alimentaire.csv
aide_alimentaire = pd.read_csv('aide_alimentaire.csv')
```

```
#Importation du fichier sous_nutrition.csv
sous_nutrition = pd.read_csv('sous_nutrition.csv')
```

Etape 2 - Analyse exploratoire des fichiers

2.1 - Analyse exploratoire du fichier population

```
#Afficher les dimensions du dataset
print("Le tableau comporte {} observation(s) ou article(s)".format(population.shape[0]))
print("Le tableau comporte {} colonne(s)".format(population.shape[1]))
```

→ Le tableau comporte 1416 observation(s) ou article(s)
Le tableau comporte 3 colonne(s)

```
#Vérification des doublons sur toutes les colonnes
doublons = population[population.duplicated()]
```

```
# Afficher les doublons (si existants)
print("Nombre de doublons :", len(doublons))
```

→ Nombre de doublons : 0

```
#changement du nom de la colonne Valeur par Population
population = population.rename(columns={'Valeur': 'Population'})
# Afficher les premières lignes pour vérifier
population.head()
```

→

	Zone	Année	Population
0	Afghanistan	2013	32269.589
1	Afghanistan	2014	33370.794
2	Afghanistan	2015	34413.603
3	Afghanistan	2016	35383.032
4	Afghanistan	2017	36296.113

```
#Vérification des valeurs manquantes
population.isna().any()
```

→

Zone	False
Année	False
Population	False
dtype: bool	

Il n'y a pas de valeurs manquantes dans le DataFrame population

```
#Nous allons harmoniser les unités. Pour cela, nous avons décidé de multiplier la population  
#Multiplication de la colonne valeur par 1000  
population['Population'] = population['Population'] * 1000
```

Ici les valeurs de population contiennent des décimales, nous allons les convertir en nombres entiers.

```
#Changement des valeurs de la colonne Population en nombre entier  
population['Population'] = population['Population'].astype(int)  
population.head()
```

→

	Zone	Année	Population
0	Afghanistan	2013	32269589
1	Afghanistan	2014	33370794
2	Afghanistan	2015	34413603
3	Afghanistan	2016	35383032
4	Afghanistan	2017	36296113

2.2 - Analyse exploratoire du fichier dispo_alimentaire

```
#Afficher les dimensions du dataset  
print("Dimensions du dataset :", dispo_alimentaire.shape)
```

→ Dimensions du dataset : (15605, 18)

```
#Affichage les 5 premières lignes de la table  
dispo_alimentaire.head()
```

→

	Zone	Produit	Origine	Aliments pour animaux	Autres Utilisations	Disponibilité alimentaire (Kcal/personne/jour)	D: al: (kg/l)
0	Afghanistan	Abats Comestible	animale	NaN	NaN	5.0	
1	Afghanistan	Agrumes, Autres	vegetale	NaN	NaN	1.0	
2	Afghanistan	Aliments pour enfants	vegetale	NaN	NaN	1.0	
3	Afghanistan	Ananas	vegetale	NaN	NaN	0.0	
4	Afghanistan	Bananes	vegetale	NaN	NaN	4.0	



```
#Vérification des doublons sur toutes les colonnes
doublons = dispo_alimentaire[dispo_alimentaire.duplicated()]

# Afficher les doublons (si existants)
print("Nombre de doublons :", len(doublons))

→ Nombre de doublons : 0

# Remplacement des NaN dans le dataset par des 0
dispo_alimentaire = dispo_alimentaire.fillna(0)

# Multiplication de toutes les lignes contenant des milliers de tonnes en Kg
dispo_alimentaire[['Aliments pour animaux', 'Autres Utilisations', 'Disponibilité alimentaire']] *= 1000
```

Affichage des 5 premières lignes de la table
dispo_alimentaire.head()

→

	Zone	Produit	Origine	Aliments pour animaux	Autres Utilisations	Disponibilité alimentaire (Kcal/personne/jour)	D: al: (kg/l)
0	Afghanistan	Abats Comestible	animale	0.0	0.0	5.0	
1	Afghanistan	Agrumes, Autres	vegetale	0.0	0.0	1.0	
2	Afghanistan	Aliments pour enfants	vegetale	0.0	0.0	1.0	
3	Afghanistan	Ananas	vegetale	0.0	0.0	0.0	
4	Afghanistan	Bananes	vegetale	0.0	0.0	4.0	

◀ ▶

2.3 - Analyse exploratoire du fichier aide_alimentaire

```
#Affichage des dimensions du dataset aide_alimentaire
print("Dimensions du dataset :", aide_alimentaire.shape)
```

→ Dimensions du dataset : (1475, 4)

```
#Consulter le nombre de colonnes
print("Nombre de colonnes:",len(aide_alimentaire.columns))
```

→ Nombre de colonnes: 4

```
#Vérification des doublons sur toutes les colonnes
doublons = aide_alimentaire[aide_alimentaire.duplicated()]
```

```
# Afficher les doublons (si existants)
print("Nombre de doublons :", len(doublons))

→ Nombre de doublons : 0
```

```
#Vérification de la présence de valeurs manquantes
aide_alimentaire.isna().any()
```

```
→ Pays bénéficiaire    False
Année          False
Produit        False
Valeur         False
dtype: bool
```

Il n'y a pas de valeurs manquantes dans le DataFrame aide_alimentaire

```
#Affichage des 5 premières lignes de la table
aide_alimentaire.head()
```

```
→   Pays bénéficiaire Année           Produit  Valeur
  0      Afghanistan  2013  Autres non-céréales    682
  1      Afghanistan  2014  Autres non-céréales    335
  2      Afghanistan  2013       Blé et Farin  39224
  3      Afghanistan  2014       Blé et Farin  15160
  4      Afghanistan  2013       Céréales     40504
```

```
# Changement du nom de la colonne 'Pays bénéficiaire' par 'Zone'
aide_alimentaire = aide_alimentaire.rename(columns={'Pays bénéficiaire': 'Zone'})
```

```
# Multiplication de la colonne Aide_alimentaire qui contient des tonnes par 1000 pour avoir kg
aide_alimentaire['Valeur'] = aide_alimentaire['Valeur'] * 1000
```

```
# Affichage les 5 premières lignes de la table avec la valeur en kg
aide_alimentaire.head()
```

```
→   Zone Année           Produit  Valeur
  0  Afghanistan  2013  Autres non-céréales  682000
  1  Afghanistan  2014  Autres non-céréales  335000
  2  Afghanistan  2013       Blé et Farin 39224000
  3  Afghanistan  2014       Blé et Farin 15160000
  4  Afghanistan  2013       Céréales    40504000
```

2.4 - Analyse exploratoire du fichier sous_nutrition

```
#Affichage des dimensions du dataset
print("Le tableau comporte {} observations ou article(s)".format(sous_nutrition.shape[0]))
print("Le tableau comporte {} colonnes".format(sous_nutrition.shape[1]))
```

→ Le tableau comporte 1218 observations ou article(s)
Le tableau comporte 3 colonnes

```
#Vérification des doublons sur toutes les colonnes
doublons = sous_nutrition[sous_nutrition.duplicated()]
```

```
# Afficher les doublons (si existants)
print("Nombre de doublons :", len(doublons))
```

→ Nombre de doublons : 0

```
#Vérification de la présence de valeur NA
sous_nutrition.isna().any()
```

→ Zone False
Année False
Valeur True
dtype: bool

```
sous_nutrition.isna().sum()
```

→ Zone 0
Année 0
Valeur 594
dtype: int64

L'analyse des valeurs manquantes révèle que la colonne 'Valeur' comporte des données non renseignées (594 NaN sur 1218 observations, soit 49 %). Ces manquants reflètent probablement des cas où la sous-nutrition n'a pas été mesurée ou déclarée. Afin d'éviter tout biais d'interprétation (comme une sous-estimation artificielle du nombre de personnes en sous-nutrition), nous conservons ces valeurs manquantes et les excluons explicitement des calculs statistiques avec skipna=True. Cette approche préserve l'intégrité des résultats.

```
sous_nutrition.skipna=True
```

```
#Affichage des 5 premières lignes de la table
sous_nutrition.head()
```



	Zone	Année	Valeur
--	------	-------	--------

0	Afghanistan	2012-2014	8.6
1	Afghanistan	2013-2015	8.8
2	Afghanistan	2014-2016	8.9
3	Afghanistan	2015-2017	9.7
4	Afghanistan	2016-2018	10.5

```
#Conversion de la colonne sous nutrition en numérique (avec l'argument errors=coerce qui
sous_nutrition["Valeur"] = pd.to_numeric(sous_nutrition["Valeur"], errors="coerce")
```

```
#Remplacement des NaN en 0
```

```
sous_nutrition["Valeur"] = sous_nutrition["Valeur"].fillna(0)
```

```
#changement du nom de la colonne Valeur par sous_nutrition
```

```
sous_nutrition = sous_nutrition.rename(columns={"Valeur": "sous_nutrition"})
```

```
#Multiplication de la colonne sous_nutrition par 1000000 pour avoir la valeur exprimée en
sous_nutrition["sous_nutrition"] = sous_nutrition["sous_nutrition"] * 1000000
```

```
#Changement des valeurs de la colonne sous_nutrition en nombre entier
```

```
sous_nutrition["sous_nutrition"] = sous_nutrition["sous_nutrition"].astype(int)
```

```
#Afficher les 5 premières lignes de la table après la conversion de la colonne 'sous_nutrition.head()
```



	Zone	Année	sous_nutrition
--	------	-------	----------------

0	Afghanistan	2012-2014	8600000
1	Afghanistan	2013-2015	8800000
2	Afghanistan	2014-2016	8900000
3	Afghanistan	2015-2017	9700000
4	Afghanistan	2016-2018	10500000

3.1 - Proportion de personnes en sous nutrition

```
#Uniformisation de la table sous_nutrition en remplacement l'intervalle par l'année
sous_nutrition['Année'] = sous_nutrition['Année'].replace("2012-2014", "2013")
sous_nutrition['Année'] = sous_nutrition['Année'].replace("2013-2015", "2014")
sous_nutrition['Année'] = sous_nutrition['Année'].replace("2014-2016", "2015")
sous_nutrition['Année'] = sous_nutrition['Année'].replace("2015-2017", "2016")
```

```
sous_nutrition['Année'] = sous_nutrition['Année'].replace("2016-2018", "2017")
sous_nutrition['Année'] = sous_nutrition['Année'].replace("2017-2019", "2018")
```

Afin de fusionner les données des DataFrames population et sous_nutrition, nous avons uniformisé la colonne Année du DataFrame sous_nutrition en remplaçant les intervalles par l'année correspondante. Ensuite, nous avons converti le type de cette colonne en string pour pouvoir appliquer un filtre spécifique sur l'année 2017

```
#Changement du type de la colonne 'Année' en string
population['Année'] = population['Année'].astype(str)

# Filtre pour l'année 2017 les tables population et sous_nutrition
population_2017 = population[population['Année'] == '2017']
sous_nutrition_2017 = sous_nutrition[sous_nutrition['Année'] == '2017']

#Affichage de la table sous_nutrition_2017
sous_nutrition_2017.head()
```

	Zone	Année	sous_nutrition
4	Afghanistan	2017	10500000
10	Afrique du Sud	2017	3100000
16	Albanie	2017	100000
22	Algérie	2017	1300000
28	Allemagne	2017	0

```
# Jointure entre la table population et la table sous nutrition, en ciblant l'année 2017
Personne_en_sous_nutrition_2017 = pd.merge(
    population_2017,
    sous_nutrition_2017,
    how='left',
    on=['Zone', 'Année'])

#Affichage du DataFrame
Personne_en_sous_nutrition_2017.head()
```

	Zone	Année	Population	sous_nutrition
0	Afghanistan	2017	36296113	10500000.0
1	Afrique du Sud	2017	57009756	3100000.0
2	Albanie	2017	2884169	100000.0
3	Algérie	2017	41389189	1300000.0
4	Allemagne	2017	82658409	0.0

Nous avons effectué une jointure des nouveaux DataFrame population_2017 et sous_nutrition_2017 avec la fonction pd.merge, ce qui nous permet de calculer le nombre de personnes en état de sous-nutrition et le taux de sous-nutrition.

```
# Calcul du total de la population mondiale en 2017
total_population_2017 = Personne_en_sous_nutrition_2017['Population'].sum()

# Affichage du nombre de la population mondiale en 2017:
print(f"{total_population_2017:,}").replace(","," "))

→ 7 548 134 097

# Calcul du total de personnes en sous-nutrition en 2017
total_sous_nutrition_2017 = Personne_en_sous_nutrition_2017['sous_nutrition'].sum()

#Affichage du nombre de personnes en état de sous-nutrition
print(f"Le nombre de personnes en état de sous-nutrition est de : {total_sous_nutrition_2017:,} personnes")

→ Le nombre de personnes en état de sous-nutrition est de : 535700000 personnes

# Calcul du de sous-nutrition en pourcentage %
proportion_sous_nutrition_2017 = (total_sous_nutrition_2017 / total_population_2017) * 100

# Afficher le résultat avec 2 décimales
print(f"Le taux de sous nutrition dans le monde en 2017 est de : {proportion_sous_nutrition_2017:.2f}%")

→ Le taux de sous nutrition dans le monde en 2017 est de : 7.10%
```

3.2 - Nombre théorique de personne qui pourrait être nourries

Un humain consomme 2500 kcal selon la FAO

```
# Jointure entre le data frame population et dispo_alimentaire afin d'ajouter dans ce dernier les informations sur la disponibilité alimentaire
Personnes_nourries = pd.merge(population, dispo_alimentaire)

# Filtrer le DataFrame pour ne garder que les données de 2017
Personnes_nourries_2017 = Personnes_nourries[Personnes_nourries["Année"] == '2017']

# Création d'un DataFrame pour la disponibilité alimentaire
dispo_par_pays = (Personnes_nourries_2017.groupby('Zone').agg(Population=('Population', 'sum'), Disponibilite=('Disponibilite', 'sum')))

# Affichage du nouveau Dataframe
dispo_par_pays.head()
```



Zone Population Disponibilité_totale_kcal

0	Afghanistan	36296113	2087.0
1	Afrique du Sud	57009756	3020.0
2	Albanie	2884169	3188.0
3	Algérie	41389189	3293.0
4	Allemagne	82658409	3503.0

```
# Calcul du Total de la disponibilité alimentaire  
kcal_dispo = (dispo_par_pays['Disponibilité_totale_kcal'] * dispo_par_pays['Population'])  
  
# Calcul du nombre d'humains pouvant être nourris  
nb_personnes_nourries = round(kcal_dispo / 2500)  
  
# Affichage du nombre théorique de personnes qui pourraient être nourries  
print(f"Le nombre théorique de personnes qui pourraient être nourries est de {nb_personne
```

→ Le nombre théorique de personnes qui pourraient être nourries est de 8 367 593 844 personnes



```
# Calcul du pourcentage de la population mondiale qui pourrait être nourrie  
total_population = dispo_par_pays['Population'].sum()  
pourcentage_nourri = (nb_personnes_nourries / total_population) * 100  
  
#Affichage du pourcentage de la population mondiale qui pourrait être nourrie  
print(f"Pourcentage de la population mondiale pouvant être nourrie : {pourcentage_nourri} %")
```

→ Pourcentage de la population mondiale pouvant être nourrie : 115%

3.3 - Nombre théorique de personne qui pourrait être nourrie avec les produits végétaux

```
# Filtrer les données végétales  
vegetaux = Personnes_nourries_2017[Personnes_nourries_2017['Origine'] == 'vegetale']  
  
# Calcul des kcal végétales disponibles mondialement  
kcal_vegetaux = (vegetaux['Disponibilité alimentaire (Kcal/personne/jour)'] * vegetaux['Population'])  
  
# Calcul du nombre d'humains nourris (besoin = 2500 kcal/jour)  
nb_personnes_nourries_vegetaux = round(kcal_vegetaux / 2500)  
  
#Affichage du nombre théorique de personnes nourries avec les végétaux  
print(f"Nombre théorique de personnes nourries avec les végétaux : {nb_personnes_nourries}
```

→ Nombre théorique de personnes nourries avec les végétaux : 6 904 305 679 personnes

```

# Calcul du pourcentage des personnes qui pourrait être nourrie avec les végétaux
total_population = dispo_par_pays['Population'].sum()
pourcentage_vegetaux = int((nb_personnes_nourries_vegetaux / total_population) * 100)

print(f"Pourcentage de la population mondiale pouvant être nourrie par les végétaux : {pc}
→ Pourcentage de la population mondiale pouvant être nourrie par les végétaux : 94%

```

3.4 - Utilisation de la disponibilité intérieure

Dans cette partie nous allons calculer la disponibilité intérieure totale mondiale (La quantité totale de nourriture disponible dans un pays) et nous allons aussi créer un tableau afin de visualiser la répartition de cette disponibilité intérieure entre la nourriture pour humain et les aliments pour animaux. Cela va nous permettre de savoir quelle est la part de l'utilisation de la disponibilité intérieure.

```

#Calcul de la disponibilité intérieure
dispo_interieure_totale = (
    Personnes_nourries_2017['Production'].sum()
    + Personnes_nourries_2017['Importations - Quantité'].sum()
    - Personnes_nourries_2017['Exportations - Quantité'].sum()
    - Personnes_nourries_2017['Aliments pour animaux'].sum()
    - Personnes_nourries_2017['Semences'].sum()
    - Personnes_nourries_2017['Pertes'].sum()
    - Personnes_nourries_2017['Traitement'].sum()
    + Personnes_nourries_2017['Variation de stock'].sum())

# Affichage de la disponibilité intérieure mondiale en kg/an
print(f"Disponibilité intérieure mondiale totale : {dispo_interieure_totale:.0f}").replac
→ Disponibilité intérieure mondiale totale : 6 107 144 547 717 kg/an

# Calcul des totaux pour chaque catégorie
totals = {
    'Nourriture': Personnes_nourries_2017['Nourriture'].sum(),
    'Aliments pour animaux': Personnes_nourries_2017['Aliments pour animaux'].sum(),
    'Semences': Personnes_nourries_2017['Semences'].sum(),
    'Pertes': Personnes_nourries_2017['Pertes'].sum(),
    'Traitement': Personnes_nourries_2017['Traitement'].sum(),
    'Autres Utilisations': Personnes_nourries_2017['Autres Utilisations'].sum()
}

# Calcul des pourcentages
total = sum(totals.values())
percentages = {k: (v/total)*100 for k, v in totals.items()}

# Création du pie chart
plt.figure(figsize=(10, 8))
plt.pie(
    x=percentages.values(),
    labels=percentages.keys(),
    autopct='%.1f%%',
    startangle=90,
    shadow=True,
    colors=['#F0A0A0', '#A0C0F0', '#A0F0A0', '#F0F0A0', '#A0A0C0', '#C0A0C0'],
    wedgeprops={'width': 0.5}
)
plt.title('Répartition de la disponibilité intérieure mondiale')
plt.show()

```

```

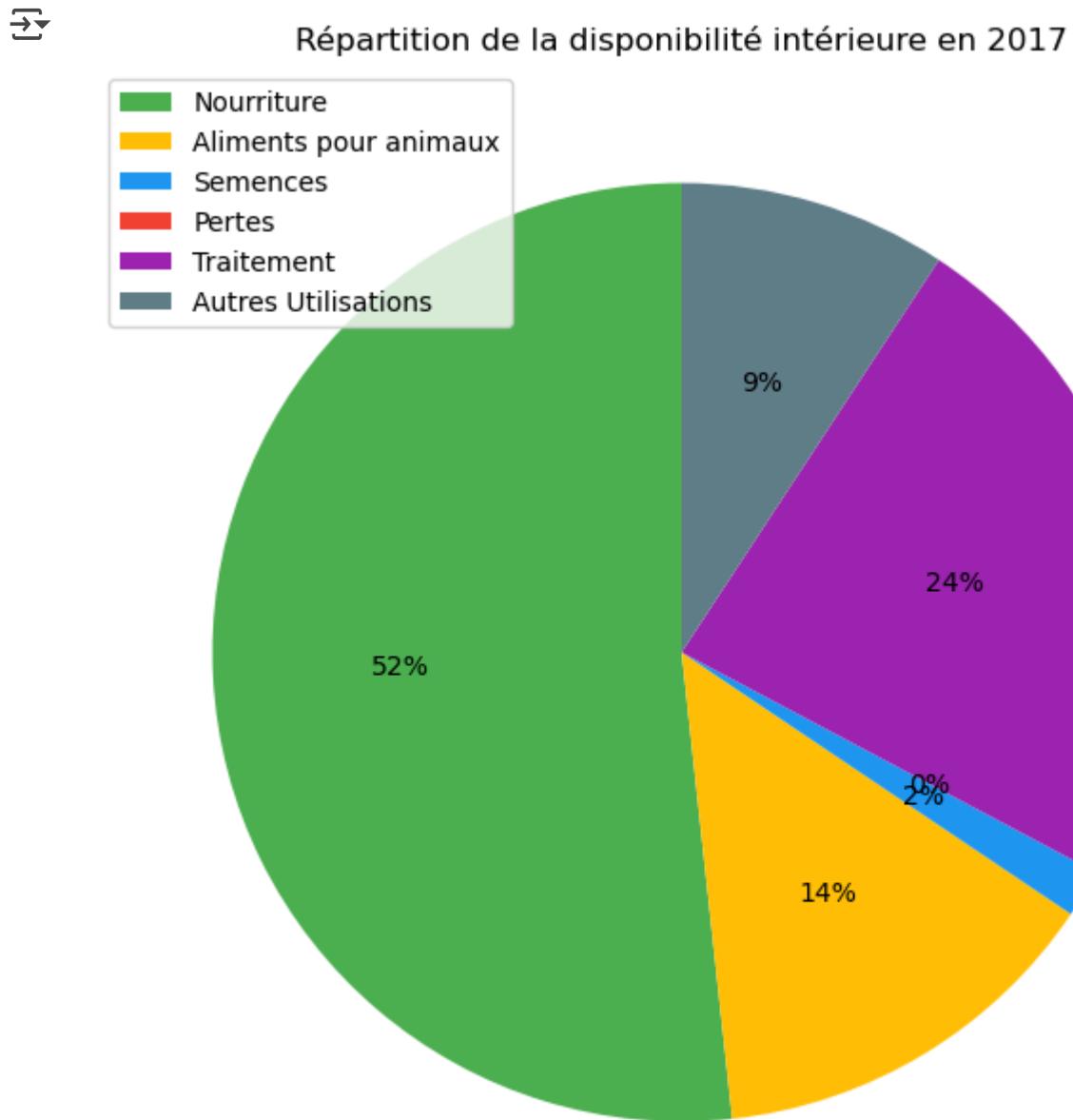
autopct='%.1f%%', # Garde les pourcentages sur le chart
startangle=90,
colors=['#4CAF50', '#FFC107', '#2196F3', '#F44336', '#9C27B0', '#607D8B'])

# Ajout de la légende
plt.legend(labels=percentages.keys())

# Ajout du titre
plt.title("Répartition de la disponibilité intérieure en 2017")

# Affichage du graphique
plt.show()

```



3.5 - Utilisation des céréales

```
#Création d'une liste avec toutes les variables
cereales = ['Blé','Riz','Orge','Maïs','Seigle','Avoine','Millet','Sorgho','Céréales', Autr
```

```
#Création d'un dataframe avec les informations uniquement pour ces céréales
dispo_cereale = dispo_alimentaire.loc[dispo_alimentaire["Produit"].isin(cereales)].sum()

#Création d'un nouveau DataFrame avec uniquement les céréales
dispo_cereales = dispo_alimentaire[dispo_alimentaire["Produit"].isin(cereales)][["Nourriture humaine", "Aliments animaux"]]

# Affichage de la proportion pour les humains et les animaux
print(f"Nourriture humaine : {dispo_cereale['Nourriture humaine']:.0f}" .replace(',', ' ') + " Kg")
print(f"Aliments animaux : {dispo_cereale['Aliments animaux']:.0f}" .replace(',', ' '))

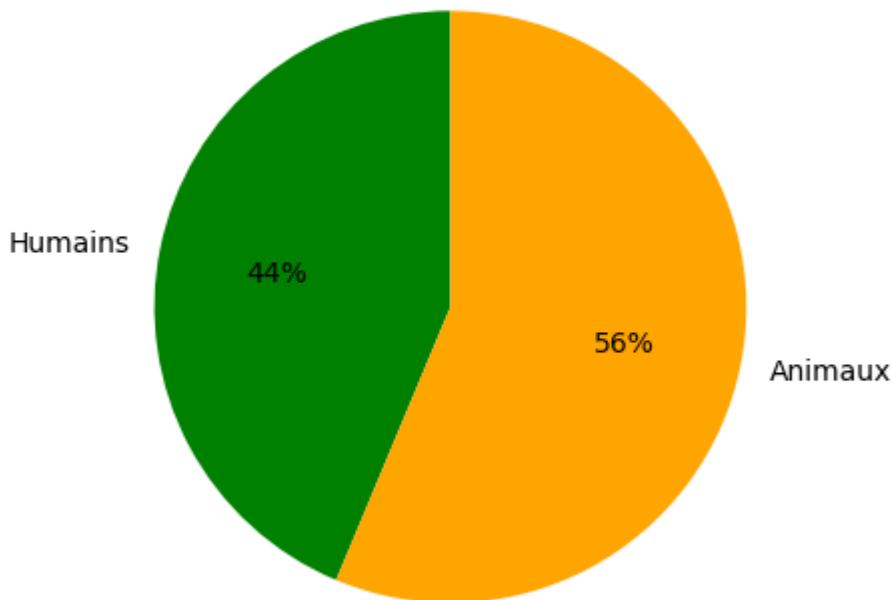
→ Nourriture humaine : 662 372 000 000 Kg
    Aliments animaux : 857 417 000 000 Kg

# Données
nourriture_humaine = 651_724_000_000
nourriture_animaux = 839_941_000_000

# Affichage diagramme circulaire
plt.pie([nourriture_humaine, nourriture_animaux],
        labels=['Humains', 'Animaux'],
        # Pourcentages avec 1 décimale
        autopct='%1.0f%%',
        colors=['green', 'orange'],
        startangle=90)

plt.title('Répartition de la nourriture entre humains et animaux')
plt.show()
```

→ Répartition de la nourriture entre humains et animaux



```

# Liste des céréales
cereales = ['Blé', 'Riz', 'Orge', 'Maïs', 'Seigle', 'Avoine', 'Millet', 'Sorgho', 'Céréal

# Filtrage et agrégation
dispo_cereale = (dispo_alimentaire[dispo_alimentaire["Produit"].isin(cereales)].groupby('

dispo_cereale['Nourriture'] = dispo_cereale['Nourriture'].apply(lambda x: f"{x:.0f}").rep
dispo_cereale['Aliments pour animaux'] = dispo_cereale['Aliments pour animaux'].apply(lam

# Affichage des totaux par céréale
dispo_cereale

```

	Produit	Nourriture	Aliments pour animaux
0	Avoine	3 903 000 000	16 251 000 000
1	Blé	457 824 000 000	129 668 000 000
2	Céréales, Autres	5 324 000 000	19 035 000 000
3	Maïs	125 184 000 000	546 116 000 000
4	Millet	23 040 000 000	3 306 000 000
5	Orge	6 794 000 000	92 658 000 000
6	Seigle	5 502 000 000	8 099 000 000
7	Soja	10 648 000 000	17 476 000 000
8	Sorgho	24 153 000 000	24 808 000 000

3.6 - Pays avec la proportion de personnes sous-alimentée la plus forte en 2017

```

#Création de la colonne taux de sous nutrition
Personne_en_sous_nutrition_2017['Taux_sous_nutrition'] = (Personne_en_sous_nutrition_2017

# Affichage de la table Personne_en_sous_nutrition_2017 avec la colonne taux de sous nutr
Personne_en_sous_nutrition_2017.head()

```

	Zone	Année	Population	sous_nutrition	Taux_sous_nutrition
0	Afghanistan	2017	36296113	10500000.0	28.93
1	Afrique du Sud	2017	57009756	3100000.0	5.44
2	Albanie	2017	2884169	100000.0	3.47
3	Algérie	2017	41389189	1300000.0	3.14
4	Allemagne	2017	82658409	0.0	0.00

```

# Création d'un datafram avec le TOP10 des pays avec le plus haut taux de sous nutrition
top10 = Personne_en_sous_nutrition_2017.nlargest(10, 'Taux_sous_nutrition')

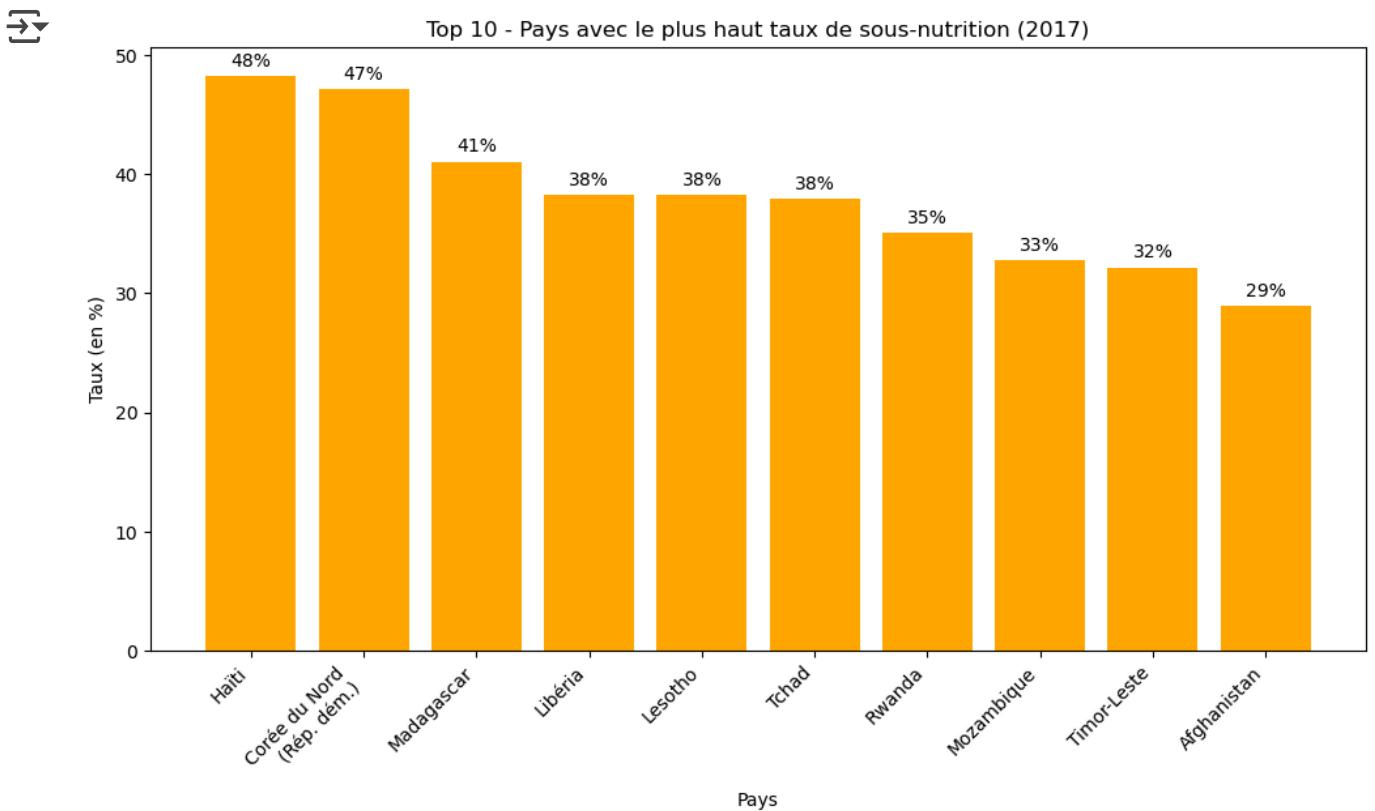
#Graphique representant les 10 pays avec le plus haut taux de sous nutrition en 2017
labels = top10['Zone'].replace({'République populaire démocratique de Corée': 'Corée du N

plt.figure(figsize=(12, 6))
bars = plt.bar(labels, top10['Taux_sous_nutrition'], color='orange')

for bar in bars:
    height = bar.get_height()
    plt.text(bar.get_x() + bar.get_width()/2, height + 0.5, f'{height:.0f}%', ha='center', va='bottom')

plt.title('Top 10 - Pays avec le plus haut taux de sous-nutrition (2017)')
plt.xlabel('Pays')
plt.ylabel('Taux (en %)')
plt.xticks(rotation=45, ha='right')
plt.show()

```



3.7 - Pays qui ont le plus bénéficié d'aide alimentaire depuis 2013

```
# Analyse des données
aide_par_pays = aide_alimentaire.groupby('Zone')['Valeur'].sum().reset_index()

# Sélection du top 10
top10_aide = aide_par_pays.sort_values('Valeur', ascending=False).head(10)

# Formatage avec séparateurs de milliers
top10_aide['Valeur'] = top10_aide['Valeur'].apply(lambda x: f"{x:,.0f}").replace(',', ' ')

#Affichage du top 10 des pays ayant le plus bénéficié d'aide alimentaire depuis 2013
top10_aide
```

	Zone	Valeur
50	République arabe syrienne	1 858 943 000
75	Éthiopie	1 381 294 000
70	Yémen	1 206 484 000
61	Soudan du Sud	695 248 000
60	Soudan	669 784 000
30	Kenya	552 836 000
3	Bangladesh	348 188 000
59	Somalie	292 678 000
53	République démocratique du Congo	288 502 000
43	Niger	276 344 000

3.8 - Evolution des 5 pays qui ont le plus bénéficiés de l'aide alimentaire entre 2013 et 2016

```
#Création d'un Dataframe avec la zone, l'année et l'aide alimentaire puis groupby sur zone
aide_2013_2016 = aide_alimentaire.groupby(['Zone', 'Année'])['Valeur'].sum().reset_index()

#Liste des 5 pays ayant le plus bénéficié de l'aide alimentaire entre 2013 et 2016
top5_pays = aide_2013_2016.groupby('Zone')['Valeur'].sum().nlargest(5).reset_index()

# Formatage des valeurs avec séparateurs de milliers
top5_pays['Valeur'] = top5_pays['Valeur'].apply(lambda x: f"{x:,.0f}").replace(","," "))

# Affichage
top5_pays
```



	Zone	Valeur
--	------	--------

0	République arabe syrienne	1 858 943 000
1	Éthiopie	1 381 294 000
2	Yémen	1 206 484 000
3	Soudan du Sud	695 248 000
4	Soudan	669 784 000

```
#On filtre sur le dataframe avec notre liste
# Liste exacte des 5 pays à partir de votre résultat
pays_top5 = ["République arabe syrienne", "Éthiopie", "Yémen", "Soudan du Sud", "Soudan"]

# Filtrage du DataFrame original par zone
df_top5_2013_2016 = aide_alimentaire[aide_alimentaire['Zone'].isin(pays_top5)]

# Affichage des pays avec l'aide alimentaire par année
Top5_par_année = df_top5_2013_2016.groupby(['Zone', 'Année'])['Valeur'].sum().reset_index

# Création du graphique
plt.figure(figsize=(12, 6))

# Tracage d'une courbe pour chaque pays
for pays in Top5_par_année['Zone'].unique():
    donnees_pays = Top5_par_année[Top5_par_année['Zone'] == pays]
    plt.plot(donnees_pays['Année'],
              donnees_pays['Valeur']/1e6,
              # Ajoute des points sur la courbe
              marker='o',
              label=pays)

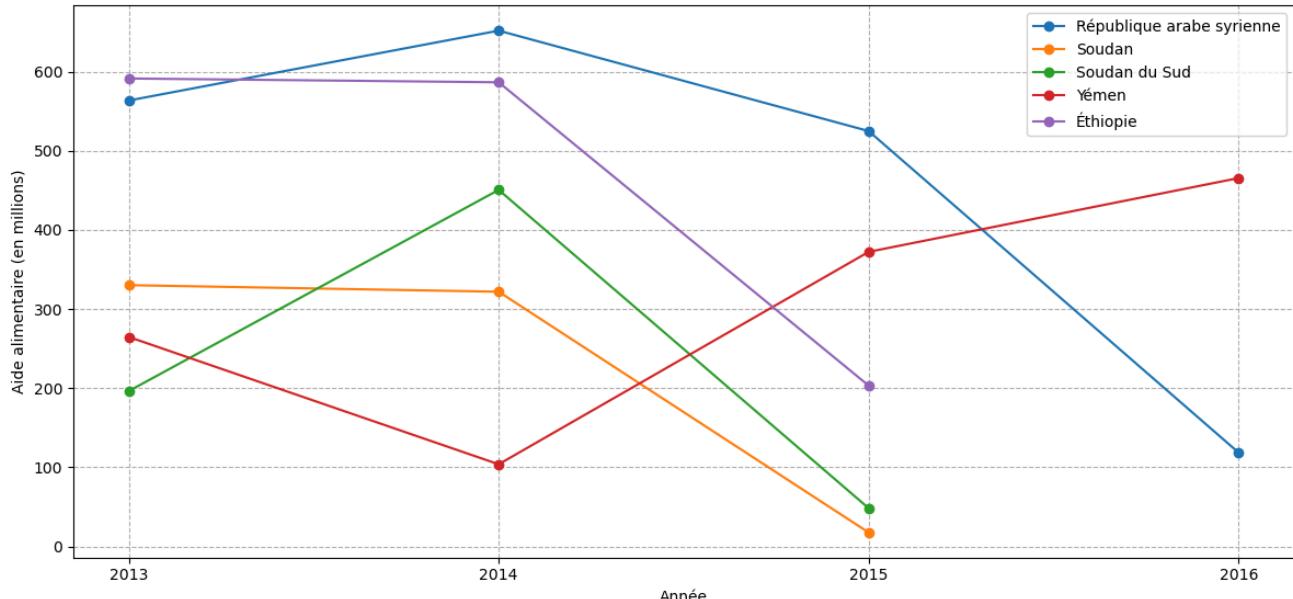
plt.title("Évolution de l'aide alimentaire par pays (2013-2016)")
plt.xlabel("Année")
plt.ylabel("Aide alimentaire (en millions)")

# Forcer l'affichage de toutes les années
plt.xticks([2013, 2014, 2015, 2016])
# Affichage de la légende
plt.legend()
# Grille en pointillés en arrière plan
plt.grid(linestyle='--')

# Affichage
plt.tight_layout()
plt.show()
```



Évolution de l'aide alimentaire par pays (2013-2016)



Depuis 2014, on note une baisse significative de l'aide alimentaire dans ces nations, sauf dans le cas du Yémen. Plusieurs éléments importants peuvent expliquer cette diminution radicale, voire l'absence totale de soutien dans certains cas à partir de 2015 :

Les conflits armés qui ont entravé ou restreint l'accès des organisations humanitaires, les catastrophes météorologiques récurrentes (comme les sécheresses et les inondations) ont ravagé les cultures et les infrastructures, le manque chronique de financement des programmes d'aide à l'échelle internationale.

Une autre explication pourrait être la incapacité de la FAO à collecter les données dans certains de ces pays en situation de crise. L'accumulation de ces entraves a intensifié la situation d'insécurité alimentaire, rendant difficile à la fois la distribution de l'assistance et la satisfaction des besoins alimentaires.

3.9 - Pays avec le moins de disponibilité par habitant

```

#Tri de la disponibilité par pays par ordre croissant
pays_faible_dispo = dispo_par_pays.sort_values('Disponibilité_totale_kcal', ascending=True)

#Affichage des 10 pays qui ont le moins de dispo alimentaire par habitant
top10_faible_dispo = pays_faible_dispo[['Zone', 'Disponibilité_totale_kcal']]\
    .sort_values(by='Disponibilité_totale_kcal', ascending=True) \
    .head(10)

#Affichage du dataframe sans les décimales
top10_faible_dispo['Disponibilité_totale_kcal'] = top10_faible_dispo['Disponibilité_total']
top10_faible_dispo

```

	Zone	Disponibilité_totale_kcal
127	République centrafricaine	1879
164	Zambie	1924
91	Madagascar	2056
0	Afghanistan	2087
65	Haïti	2089
132	République populaire démocratique de Corée	2093
150	Tchad	2109
165	Zimbabwe	2113
114	Ouganda	2126
170	Éthiopie	2129

Ce tableau présente les pays où la disponibilité alimentaire (en kcal par habitant et par jour) est la plus faible. La République centrafricaine arrive en tête de liste avec seulement 1 879 kcal, un chiffre bien inférieur aux besoins quotidiens moyens estimés à 2 500 kcal. Les autres pays cités sont également confrontés à des pénuries alimentaires, souvent causées par des facteurs structurels tels que les conflits armés, la pauvreté chronique ou des infrastructures agricoles insuffisantes.

L'écart entre la République centrafricaine (le pays le plus touché) et l'Éthiopie (le moins touché parmi ceux mentionnés) reste relativement faible, ce qui révèle une situation de malnutrition généralisée dans la région. Ces données soulignent l'urgence d'une intervention humanitaire renforcée et d'un soutien au développement agricole pour améliorer la sécurité alimentaire dans ces zones

3.10 - Pays avec le plus de disponibilité par habitant

```

#Affichage des 10 pays qui ont le plus de dispo alimentaire par habitant
top10_pays = dispo_par_pays.nlargest(10, 'Disponibilité_totale_kcal')[['Zone', 'Disponibi

```

```
#Affichage du dataframe sans les décimales
top10_pays['Disponibilité_totale_kcal'] = top10_pays['Disponibilité_totale_kcal'].astype(
top10_pays
```

	Zone	Disponibilité_totale_kcal
11	Autriche	3770
16	Belgique	3737
157	Turquie	3708
169	États-Unis d'Amérique	3682
74	Israël	3610
72	Irlande	3602
75	Italie	3578
89	Luxembourg	3540
166	Égypte	3518
4	Allemagne	3503

Ces données révèlent que les pays développés comme l'Autriche, la Belgique, les États-Unis et certaines économies émergentes comme la Turquie et Égypte disposent d'une disponibilité calorique élevée >3,500 kcal/personne/jour, dépassant largement les besoins moyens d'un adulte ~2,500 kcal d'après la FAO.

3.11 - Exemple de la Thaïlande pour le Manioc

Nous allons nous intéresser au cas de la Thaïlande en analysant les exportations et les importations de Manioc. Pour cela nous allons premièrement créer un DataFrame avec la population et la sous nutrition.

```
#Nouveau dataframe avec population et sous nutrition
Personne_en_sous_nutrition = pd.merge(population, sous_nutrition, how='left', on='Zone')

# Filtre des données pour la Thaïlande
sous_nutrition_thaïlande = Personne_en_sous_nutrition[
    Personne_en_sous_nutrition['Zone'] == 'Thaïlande'].copy()

# calcul du taux de sous-nutrition (%) et ajout du taux de sous nutrition comme nouvelle
sous_nutrition_thaïlande['taux_sous_nutrition'] = (sous_nutrition_thaïlande['sous_nutriti
    sous_nutrition_thaïlande['Population'] * 100)

# Affichage
sous_nutrition_thaïlande
```

```
#Copie du Data Frame dispo_alimentaire avec un filtre sur le Manioc pour la Thaïlande
dispo_manioc_thailande = dispo_alimentaire[(dispo_alimentaire['Zone'] == 'Thaïlande') & (dispo_alimentaire['Produit'] == 'Manioc')]

#Affichage
dispo_manioc_thailande
```

→

Zone	Produit	Origine	Aliments pour animaux	Autres Utilisations	Disponibilité alimentaire (Kcal/personne/jour)	
13809	Thaïlande	Manioc	vegetale	1.800000e+09	2.081000e+09	40.0

◀ ▶

```
# Sélection des colonnes
info_thailande_df = dispo_manioc_thailande[['Production', 'Exportations - Quantité', 'Importations - Quantité', 'Nourriture']]

# Division par 1e9 pour convertir la production, exportation et importation en milliers d'unités
colonnes_a_diviser = ['Production', 'Exportations - Quantité', 'Importations - Quantité']
info_thailande_df[colonnes_a_diviser] = info_thailande_df[colonnes_a_diviser] / 1e6

# Affichage
info_thailande_df
```

→

	Production	Exportations - Quantité	Importations - Quantité	Nourriture
13809	30228.0	25214.0	1250.0	871000000.0

```
# Filtrer la Thaïlande et récupérer le taux de sous_nutrition
taux_thailande = Personne_en_sous_nutrition_2017.loc[Personne_en_sous_nutrition_2017['Zone'] == 'Thaïlande']['Taux_sous_nutrition'].item()

#Affichage du taux de sous nutrition pour la thaïlande
print(f"Taux de sous-nutrition en Thaïlande (2017) : {taux_thailande}%")
```

→ Taux de sous-nutrition en Thaïlande (2017) : 8.96%

La Thaïlande exporte la majeure partie de sa production de manioc, principalement sous forme de produits industriels. Le manioc n'étant pas couramment consommé localement, sa contribution à l'alimentation nationale est limitée. Pourtant, avec un taux de sous-nutrition avoisinant les 9 %, le pays pourrait bénéficier d'une valorisation accrue du manioc dans l'alimentation domestique. Des initiatives visant à diversifier les produits alimentaires à base de manioc et à sensibiliser la population à ses avantages nutritionnels pourraient contribuer à améliorer la sécurité alimentaire. Cependant, cela impliquerait des efforts pour changer les habitudes alimentaires et développer des produits à base de manioc adaptés aux préférences locales.

Analyse complémentaires

```
# Calcul du taux d'exportation du Manioc en Thaïlande  
taux_export = (info_thailande_df['Exportations - Quantité'] / info_thailande_df['Production - Quantité']) * 100
```

```
#Affichage du taux d'exportation du Manioc en Thaïlande  
print(f"Taux d'exportation : {taux_export.values[0]:.1f}%")
```

→ Taux d'exportation : 83.4%

```
# Calcul du taux d'importation du Manioc en Thaïlande
```

```
taux_import = (info_thailande_df["Importations - Quantité"] / (info_thailande_df["Production - Quantité"] + info_thailande_df["Importations - Quantité"])) * 100  
print(f"Taux d'importation : {taux_import.values[0]:.1f}%")
```

→ Taux d'importation : 4.0%