

incidence-maladie

September 20, 2024

0.1 Analyse Exploratoire De Données - Incidence Maladie Côte d'Ivoire de 2012 à 2015

```
[34]: import numpy as np
import pandas as pd
import matplotlib.pyplot as plt
import seaborn as sns
%matplotlib inline
```

```
[2]: # Chargement du fichier CSV dans un DataFrame
file_path = 'incidence-de-maladies-sur-la-population-de-2012-a-2015.csv'
data = pd.read_csv(file_path)
```

```
[3]: # Aperçu des premières lignes du DataFrame
df = data.copy()
df.head()
```

```
[3]: ANNEE REGIONS / DISTRICTS  VILLES / COMMUNES  MALADIE \
0    2012                ABIDJAN 2                NaN  PALUDISME
1    2012                NaN                ABOBO EST  PALUDISME
2    2012                NaN                ABOBO OUEST  PALUDISME
3    2012                NaN                ANYAMA  PALUDISME
4    2012                NaN  COCODY-BINGERVILLE  PALUDISME
```

```
INCIDENCE SUR LA POPULATION GENERALE (%)
0                130.546716
1                171.825230
2                68.224065
3                192.061067
4                163.085138
```

```
[4]: data.info()
```

```
<class 'pandas.core.frame.DataFrame'>
```

```
RangeIndex: 2040 entries, 0 to 2039
```

```
Data columns (total 5 columns):
```

#	Column	Non-Null Count	Dtype
---	-----	-----	-----

```

0    ANNEE                                2040 non-null    int64
1    REGIONS / DISTRICTS                  396 non-null     object
2    VILLES / COMMUNES                    1644 non-null    object
3    MALADIE                             2040 non-null    object
4    INCIDENCE SUR LA POPULATION GENERALE (%) 2040 non-null    float64
dtypes: float64(1), int64(1), object(3)
memory usage: 79.8+ KB

```

```
[5]: df.isna().sum()
```

```

[5]: ANNEE                                0
     REGIONS / DISTRICTS                  1644
     VILLES / COMMUNES                    396
     MALADIE                             0
     INCIDENCE SUR LA POPULATION GENERALE (%) 0
     dtype: int64

```

```

[6]: # Remplir les valeurs manquantes
     df['REGIONS / DISTRICTS'].fillna(method='ffill', inplace=True)

```

C:\Users\goliy\AppData\Local\Temp\ipykernel_6480\2056222.py:2: FutureWarning: Series.fillna with 'method' is deprecated and will raise in a future version. Use obj.ffill() or obj.bfill() instead.

```
df['REGIONS / DISTRICTS'].fillna(method='ffill', inplace=True)
```

```
[7]: df.tail()
```

```

[7]:      ANNEE REGIONS / DISTRICTS VILLES / COMMUNES MALADIE \
2035    2015          TONKPI          MAN MALNUTRITION (0 - 4 ANS)
2036    2015          TONKPI    ZOUAN HOUNIEN MALNUTRITION (0 - 4 ANS)
2037    2015  WORODOUGOU-BERE          NaN MALNUTRITION (0 - 4 ANS)
2038    2015  WORODOUGOU-BERE    MANKONO MALNUTRITION (0 - 4 ANS)
2039    2015  WORODOUGOU-BERE    SEGUELA MALNUTRITION (0 - 4 ANS)

      INCIDENCE SUR LA POPULATION GENERALE (%)
2035                                29.723320
2036                                31.805375
2037                                7.445266
2038                                8.105991
2039                                6.477996

```

```
[8]: df.isna().sum()
```

```

[8]: ANNEE                                0
     REGIONS / DISTRICTS                  0
     VILLES / COMMUNES                    396
     MALADIE                             0
     INCIDENCE SUR LA POPULATION GENERALE (%) 0

```

dtype: int64

```
[9]: df.shape
```

```
[9]: (2040, 5)
```

```
[10]: # Grouper par région et année, puis calculer la somme des incidences
agrégation_incidence = df.groupby(['ANNEE', 'REGIONS / DISTRICTS'])['INCIDENCE_
↳SUR LA POPULATION GENERALE (%)'].sum()

agrégation_incidence
```

```
[10]: ANNEE  REGIONS / DISTRICTS
2012  ABIDJAN 1-GRANDS PONTS    1231.742905
      ABIDJAN 2                1204.659444
      AGNEBY-TIASSA-ME         1056.247217
      BELIER                   1012.042264
      BOUNKANI-GONTOUGO        1011.539159
      ...
2015  N'ZI-IFOU                1818.080665
      PORO-TCHOLOGO-BAGOUÉ     1096.326970
      SUD-COMOE                883.193001
      TONKPI                   1325.779876
      WORODOUGOU-BERE          573.603372
Name: INCIDENCE SUR LA POPULATION GENERALE (%), Length: 80, dtype: float64
```

```
[11]: # Extraire les lignes où 'VILLES / COMMUNES' est NaN
incidence_region = df[df['VILLES / COMMUNES'].isna()]

# Afficher pour comparaison
incidence_region[['ANNEE', 'REGIONS / DISTRICTS', 'INCIDENCE SUR LA POPULATION_
↳GENERALE (%)']]
```

```
[11]:
```

	ANNEE	REGIONS / DISTRICTS	INCIDENCE SUR LA POPULATION GENERALE (%)
0	2012	ABIDJAN 2	130.546716
7	2012	ABIDJAN 1-GRANDS PONTS	109.962634
14	2012	AGNEBY-TIASSA-ME	114.872116
21	2012	BELIER	151.461085
26	2012	BOUNKANI-GONTOUGO	114.757955
...
2015	2015	N'ZI-IFOU	5.395923
2022	2015	PORO-TCHOLOGO-BAGOUÉ	29.504304
2028	2015	SUD-COMOE	7.632415
2032	2015	TONKPI	21.624628
2037	2015	WORODOUGOU-BERE	7.445266

[396 rows x 3 columns]

```
[12]: df = df.dropna()
```

```
[13]: df.head(20)
```

```
[13]:
```

	ANNEE	REGIONS / DISTRICTS	VILLES / COMMUNES	MALADIE \
1	2012	ABIDJAN 2	ABOBO EST	PALUDISME
2	2012	ABIDJAN 2	ABOBO OUEST	PALUDISME
3	2012	ABIDJAN 2	ANYAMA	PALUDISME
4	2012	ABIDJAN 2	COCODY-BINGERVILLE	PALUDISME
5	2012	ABIDJAN 2	KOUMASSI-PORT-BOUET-VRIDI	PALUDISME
6	2012	ABIDJAN 2	MARCORY-TREICHVILLE	PALUDISME
8	2012	ABIDJAN 1-GRANDS PONTS	ADJAME-PLATEAU-ATTECOUBE	PALUDISME
9	2012	ABIDJAN 1-GRANDS PONTS	DABOU	PALUDISME
10	2012	ABIDJAN 1-GRANDS PONTS	GRAND LAHOU	PALUDISME
11	2012	ABIDJAN 1-GRANDS PONTS	JACQUEVILLE	PALUDISME
12	2012	ABIDJAN 1-GRANDS PONTS	YOPOUGON EST	PALUDISME
13	2012	ABIDJAN 1-GRANDS PONTS	YOPOUGON OUEST	PALUDISME
15	2012	AGNEBY-TIASSA-ME	ADZOPE	PALUDISME
16	2012	AGNEBY-TIASSA-ME	AGBOVILLE	PALUDISME
17	2012	AGNEBY-TIASSA-ME	AKOUPÉ	PALUDISME
18	2012	AGNEBY-TIASSA-ME	ALEPE	PALUDISME
19	2012	AGNEBY-TIASSA-ME	SIKENSI	PALUDISME
20	2012	AGNEBY-TIASSA-ME	TIASSALE	PALUDISME
22	2012	BELIER	DIDIEVI	PALUDISME
23	2012	BELIER	TIEBISSOU	PALUDISME

INCIDENCE SUR LA POPULATION GENERALE (%)

1	171.825230
2	68.224065
3	192.061067
4	163.085138
5	128.410586
6	87.704106
8	68.612836
9	145.737654
10	134.386530
11	227.415072
12	102.149845
13	131.715828
15	88.292951
16	105.730351
17	170.879825
18	73.042640
19	186.467602
20	109.760593
22	161.239428
23	159.884881

```
[14]: df.shape
```

```
[14]: (1644, 5)
```

```
[15]: df.to_csv("incidence_maladie.csv", index=False)
```

```
[16]: df_copy = df.copy()
df_copy.head(20)
```

```
[16]: ANNEE      REGIONS / DISTRICTS      VILLES / COMMUNES      MALADIE \
1      2012      ABIDJAN 2      ABOBO EST      PALUDISME
2      2012      ABIDJAN 2      ABOBO OUEST      PALUDISME
3      2012      ABIDJAN 2      ANYAMA      PALUDISME
4      2012      ABIDJAN 2      COCODY-BINGERVILLE      PALUDISME
5      2012      ABIDJAN 2      KOUMASSI-PORT-BOUET-VRIDI      PALUDISME
6      2012      ABIDJAN 2      MARCORY-TREICHVILLE      PALUDISME
8      2012      ABIDJAN 1-GRANDS PONTS      ADJAME-PLATEAU-ATTECOUBE      PALUDISME
9      2012      ABIDJAN 1-GRANDS PONTS      DABOU      PALUDISME
10     2012      ABIDJAN 1-GRANDS PONTS      GRAND LAHOU      PALUDISME
11     2012      ABIDJAN 1-GRANDS PONTS      JACQUEVILLE      PALUDISME
12     2012      ABIDJAN 1-GRANDS PONTS      YOPOUGON EST      PALUDISME
13     2012      ABIDJAN 1-GRANDS PONTS      YOPOUGON OUEST      PALUDISME
15     2012      AGNEBY-TIASSA-ME      ADZOPE      PALUDISME
16     2012      AGNEBY-TIASSA-ME      AGBOVILLE      PALUDISME
17     2012      AGNEBY-TIASSA-ME      AKOUPÉ      PALUDISME
18     2012      AGNEBY-TIASSA-ME      ALEPE      PALUDISME
19     2012      AGNEBY-TIASSA-ME      SIKENSI      PALUDISME
20     2012      AGNEBY-TIASSA-ME      TIASSALE      PALUDISME
22     2012      BELIER      DIDIEVI      PALUDISME
23     2012      BELIER      TIEBISSOU      PALUDISME
```

INCIDENCE SUR LA POPULATION GENERALE (%)

```
1      171.825230
2      68.224065
3      192.061067
4      163.085138
5      128.410586
6      87.704106
8      68.612836
9      145.737654
10     134.386530
11     227.415072
12     102.149845
13     131.715828
15     88.292951
16     105.730351
17     170.879825
```

18	73.042640
19	186.467602
20	109.760593
22	161.239428
23	159.884881

```
[26]: df.tail(20)
```

```
[26]:
```

	ANNEE	REGIONS / DISTRICTS	VILLES / COMMUNES	MALADIE \
2016	2015	N'ZI-IFOU	BOCANDA	MALNUTRITION (0 - 4 ANS)
2017	2015	N'ZI-IFOU	BONGOUANOU	MALNUTRITION (0 - 4 ANS)
2018	2015	N'ZI-IFOU	DAOUKRO	MALNUTRITION (0 - 4 ANS)
2019	2015	N'ZI-IFOU	DIMBOKRO	MALNUTRITION (0 - 4 ANS)
2020	2015	N'ZI-IFOU	M'BAHIKRO	MALNUTRITION (0 - 4 ANS)
2021	2015	N'ZI-IFOU	PRIKRO	MALNUTRITION (0 - 4 ANS)
2023	2015	PORO-TCHOLOGO-BAGOUÉ	BOUNDIALI	MALNUTRITION (0 - 4 ANS)
2024	2015	PORO-TCHOLOGO-BAGOUÉ	FERKE	MALNUTRITION (0 - 4 ANS)
2025	2015	PORO-TCHOLOGO-BAGOUÉ	KORHOGO	MALNUTRITION (0 - 4 ANS)
2026	2015	PORO-TCHOLOGO-BAGOUÉ	OUANGOLODOUGOU	MALNUTRITION (0 - 4 ANS)
2027	2015	PORO-TCHOLOGO-BAGOUÉ	TENGRELA	MALNUTRITION (0 - 4 ANS)
2029	2015	SUD-COMOE	ABOISSO	MALNUTRITION (0 - 4 ANS)
2030	2015	SUD-COMOE	ADIAKE	MALNUTRITION (0 - 4 ANS)
2031	2015	SUD-COMOE	GRAND-BASSAM	MALNUTRITION (0 - 4 ANS)
2033	2015	TONKPI	BIANKOUMA	MALNUTRITION (0 - 4 ANS)
2034	2015	TONKPI	DANANE	MALNUTRITION (0 - 4 ANS)
2035	2015	TONKPI	MAN	MALNUTRITION (0 - 4 ANS)
2036	2015	TONKPI	ZOUAN HOUNIEN	MALNUTRITION (0 - 4 ANS)
2038	2015	WORODOUGOU-BERE	MANKONO	MALNUTRITION (0 - 4 ANS)
2039	2015	WORODOUGOU-BERE	SEGUELA	MALNUTRITION (0 - 4 ANS)

INCIDENCE SUR LA POPULATION GENERALE (%)

2016	3.198453
2017	4.218311
2018	7.887572
2019	13.331325
2020	1.159841
2021	6.723442
2023	11.790622
2024	21.451076
2025	32.965652
2026	49.988233
2027	15.502819
2029	5.175802
2030	1.577171
2031	19.055834
2033	8.359253
2034	14.434434

2035	29.723320
2036	31.805375
2038	8.105991
2039	6.477996

[18]: `df.info()`

```
<class 'pandas.core.frame.DataFrame'>
Index: 1644 entries, 1 to 2039
Data columns (total 5 columns):
#   Column                                Non-Null Count  Dtype
---  -
0   ANNEE                                1644 non-null   int64
1   REGIONS / DISTRICTS                 1644 non-null   object
2   VILLES / COMMUNES                   1644 non-null   object
3   MALADIE                             1644 non-null   object
4   INCIDENCE SUR LA POPULATION GENERALE (%) 1644 non-null   float64
dtypes: float64(1), int64(1), object(3)
memory usage: 77.1+ KB
```

[19]: `# Valeurs manquantes par colonne`
`missing_values = df.isnull().sum()`
`print(missing_values)`

```
ANNEE                                0
REGIONS / DISTRICTS                 0
VILLES / COMMUNES                   0
MALADIE                             0
INCIDENCE SUR LA POPULATION GENERALE (%) 0
dtype: int64
```

[20]: `# Noms uniques dans les colonnes clés`
`unique_regions = df['REGIONS / DISTRICTS'].unique()`
`unique_villes = df['VILLES / COMMUNES'].unique()`
`unique_maladies = df['MALADIE'].unique()`
`print("Unique Regions:", unique_regions)`
`print('-----')`
`print("Unique Villes/Communes:", unique_villes, end="\n")`
`print('-----')`
`print("Unique Maladies:", unique_maladies)`

```
Unique Regions: ['ABIDJAN 2' 'ABIDJAN 1-GRANDS PONTS' 'AGNEBY-TIASSA-ME'
'BELIER'
'BOUNKANI-GONTOUGO' 'CAVALLY-GUEMON' 'GBEKE' 'GBOKLE-NAWA-SAN-PEDRO'
'GÔH' 'HAMBOL' 'HAUT SASSANDRA' 'INDENIE DUABLIN'
'KABADOUGOU-BAFING-FOLON' 'LÔH-DJIBOUA' 'MARAHOUÉ' 'N'ZI-IFOU"
'PORO-TCHOLOGO-BAGOUÉ' 'SUD-COMOE' 'TONKPI' 'WORODOUGOU-BERE']
```

```

-----
Unique Villes/Communes: ['ABOBO EST' 'ABOBO OUEST' 'ANYAMA' 'COCODY-BINGERVILLE'
'KOUMASSI-PORT-BOUET-VRIDI' 'MARCORY-TREICHVILLE'
'ADJAME-PLATEAU-ATTECOUBE' 'DABOU' 'GRAND LAHOU' 'JACQUEVILLE'
'YOPOUGON EST' 'YOPOUGON OUEST' 'ADZOPE' 'AGBOVILLE' 'AKOUPÉ' 'ALEPE'
'SIKENSI' 'TIASSALE' 'DIDIEVI' 'TIEBISSOU' 'TOUMODI' 'YAMOOUSSOUKRO'
'BONDOUKOU' 'BOUNA' 'NASSIAN' 'TANDA' 'BANGOLO' 'BOLEQUIN' 'DUEKOUÉ'
'GUIGLO' 'KOUIBLY' 'TOULEPLEU' 'BELOUMI' 'BOUAKÉ NORD- EST'
'BOUAKÉ NORD- OUEST' 'BOUAKÉ SUD' 'SAKASSOU' 'GUEYO' 'SAN-PEDRO'
'SASSANDRA' 'SOUBRE' 'TABOU' 'GAGNOA' 'OUME' 'DABAKALA' 'KATIOLA'
'NIAKARAMADOU' 'DALOA' 'ISSIA' 'VAVOUA' 'ABENGOUROU' 'AGNIBILEKROU'
'BETTIE' 'MINIGNAN' 'ODIENNE' 'TOUBA' 'DIVO' 'FRESCO' 'LAKOTA' 'BOUAFLE'
'SINFRA' 'ZUENOULA' 'BOCANDA' 'BONGOUANOU' 'DAOUKRO' 'DIMBOKRO'
'M'BAHIAKRO' 'PRIKRO' 'BOUNDIALI' 'FERKE' 'KORHOGO' 'OUANGOLODOUGOU'
'TENGRELA' 'ABOISSO' 'ADIAKE' 'GRAND-BASSAM' 'BIANKOUMA' 'DANANE' 'MAN'
'ZOUAN HOUNIEN' 'MANKONO' 'SEGUELA' 'HAMBOL']
-----

```

```

-----
Unique Maladies: ['PALUDISME' 'BILHARZIOZE URINAIRE' 'CONJONCTIVITE' 'DIARRHEE'
'MALNUTRITION (0 - 4 ANS)']
-----

```

0.2 Analyse temporelle (par année)

```

[27]: # Incidence moyenne par année et maladie
df_agg_annee_maladie = df.groupby(['ANNEE', 'MALADIE'])['INCIDENCE SUR LA POPULATION GENERALE (%)'].mean().reset_index()
df_agg_annee_maladie

```

```

[27]:
   ANNEE  MALADIE  INCIDENCE SUR LA POPULATION GENERALE (%)
0  2012  BILHARZIOZE URINAIRE  0.221051
1  2012  CONJONCTIVITE  3.706575
2  2012  DIARRHEE  19.710672
3  2012  MALNUTRITION (0 - 4 ANS)  16.933395
4  2012  PALUDISME  128.675417
5  2013  BILHARZIOZE URINAIRE  0.198655
6  2013  CONJONCTIVITE  2.083849
7  2013  DIARRHEE  18.298975
8  2013  MALNUTRITION (0 - 4 ANS)  11.277349
9  2013  PALUDISME  128.186769
10 2014  BILHARZIOZE URINAIRE  0.190448
11 2014  CONJONCTIVITE  2.522480
12 2014  DIARRHEE  21.797512
13 2014  MALNUTRITION (0 - 4 ANS)  10.969491
14 2014  PALUDISME  196.236213
15 2015  BILHARZIOZE URINAIRE  0.188571
16 2015  CONJONCTIVITE  2.784104

```

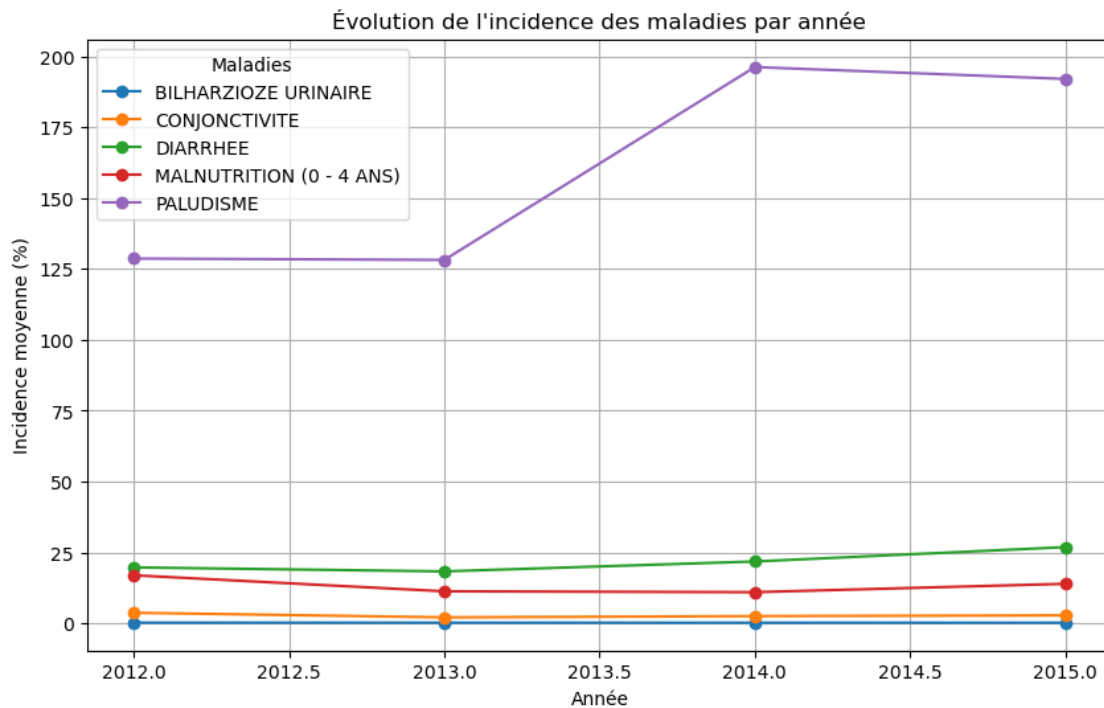

17	2015	DIARRHEE	26.865732
18	2015	MALNUTRITION (0 - 4 ANS)	13.922510
19	2015	PALUDISME	192.048450

```
[28]: plt.figure(figsize=(10, 6))

for maladie in df_agg_annee_maladie['MALADIE'].unique():
    subset = df_agg_annee_maladie[df_agg_annee_maladie['MALADIE'] == maladie]
    plt.plot(subset['ANNEE'], subset['INCIDENCE SUR LA POPULATION GENERALE_↵
↵(%)'], marker='o', label=maladie)

plt.xlabel('Année')
plt.ylabel('Incidence moyenne (%)')
plt.title('Évolution de l\'incidence des maladies par année')
plt.legend(title='Maladies')
plt.grid(True)

plt.show()
```



0.3 Observation :

- Le **paludisme** a une incidence très élevée par rapport aux autres maladies, avec des valeurs avoisinant les 200%.
- L'incidence du paludisme semble avoir atteint un pic en 2014 avant de légèrement baisser en

2015.

- La **malnutrition** chez les enfants (0-4 ans) montre une légère augmentation sur la période observée, mais reste toujours à un niveau bien plus faible que celui du paludisme, avec une incidence inférieure à 25%.
- La **diarrhée**, **conjonctivite**, **bilharziose urinaire**, ces trois maladies ont une incidence bien plus faible, toujours en dessous des 25% tout au long de la période étudiée.
- L'évolution est presque constante avec une légère augmentation au fil des années, mais sans changements majeurs.

0.4 Conclusion :

- Le **paludisme** reste de loin la maladie ayant la plus forte incidence dans les régions observées.
- Les autres maladies, comme la **malnutrition** ou la **diarrhée**, bien qu'importantes, ne sont pas alarmant.
- Faire un traitement particulier sur le paludisme pourrait avoir un plus grand impact sur la santé dans les zones concernées.

0.5 Analyse régionale et géographique

```
[45]: # Incidence moyenne par région
df_agg_region = df.groupby(['REGIONS / DISTRICTS', 'MALADIE'])['INCIDENCE SUR LA POPULATION GENERALE (%)'].mean().reset_index()

df_agg_region
```

```
[45]:
```

	REGIONS / DISTRICTS	MALADIE \
0	ABIDJAN 1-GRANDS PONTS	BILHARZIOZE URINAIRE
1	ABIDJAN 1-GRANDS PONTS	CONJONCTIVITE
2	ABIDJAN 1-GRANDS PONTS	DIARRHEE
3	ABIDJAN 1-GRANDS PONTS	MALNUTRITION (0 - 4 ANS)
4	ABIDJAN 1-GRANDS PONTS	PALUDISME
..
94	WORODOUGOU-BERE	BILHARZIOZE URINAIRE
95	WORODOUGOU-BERE	CONJONCTIVITE
96	WORODOUGOU-BERE	DIARRHEE
97	WORODOUGOU-BERE	MALNUTRITION (0 - 4 ANS)
98	WORODOUGOU-BERE	PALUDISME

	INCIDENCE SUR LA POPULATION GENERALE (%)
0	0.072036
1	4.248822
2	24.851563
3	9.177888
4	139.578784
..	...
94	0.035298
95	1.949092
96	12.592244

```

97                                     6.353690
98                                     140.040527

```

```
[99 rows x 3 columns]
```

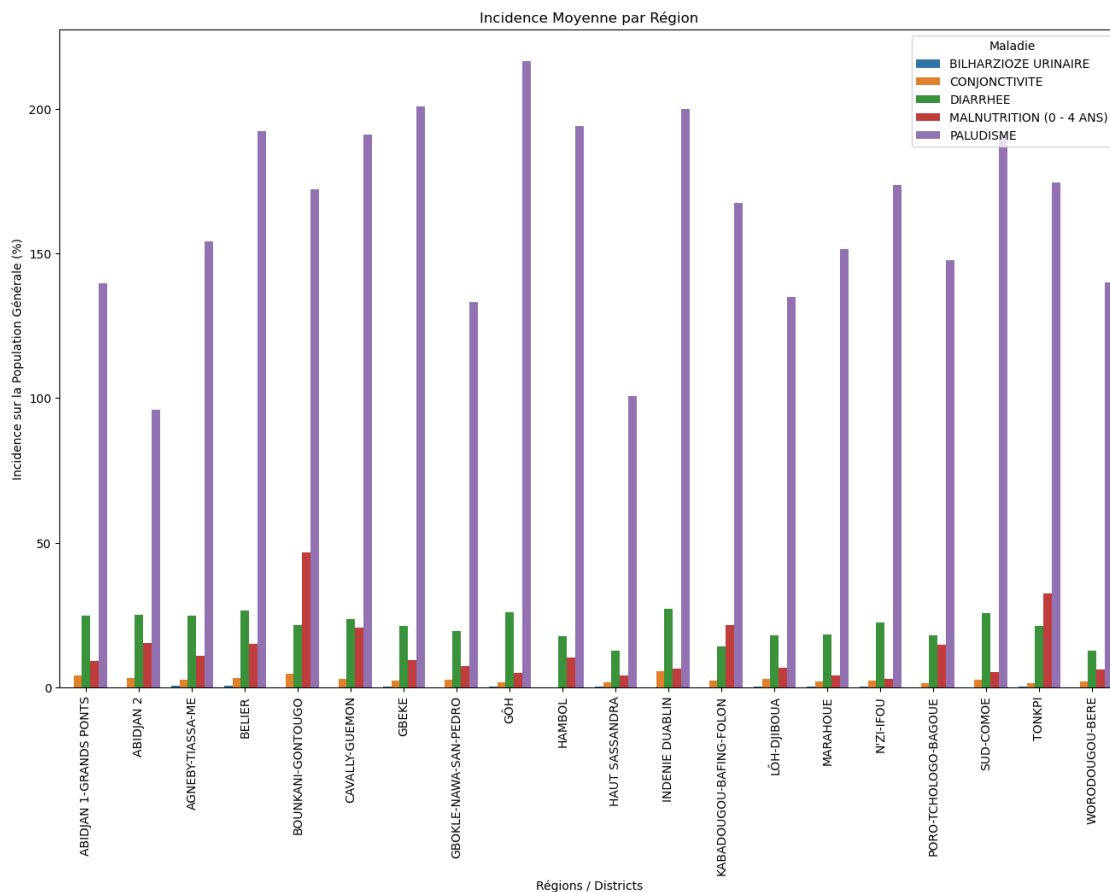
```

[54]: plt.figure(figsize=(16, 10))
sns.barplot(x='REGIONS / DISTRICTS', y='INCIDENCE SUR LA POPULATION GENERALE_
↪(%)', hue='MALADIE', data=df_agg_region)
plt.title('Incidence Moyenne par Région')
plt.xlabel('Régions / Districts')
plt.ylabel('Incidence sur la Population Générale (%)')
plt.legend(title='Maladie')

plt.xticks(rotation=90)

plt.show()

```



```
[ ]:
```

[]:

0.6 Analyse par type de maladie

```
[55]: # Incidence moyenne par maladie
df_agg_maladie = df.groupby('MALADIE')['INCIDENCE SUR LA POPULATION GENERALE',
↳ (%)'].mean().reset_index()

df_agg_maladie
```

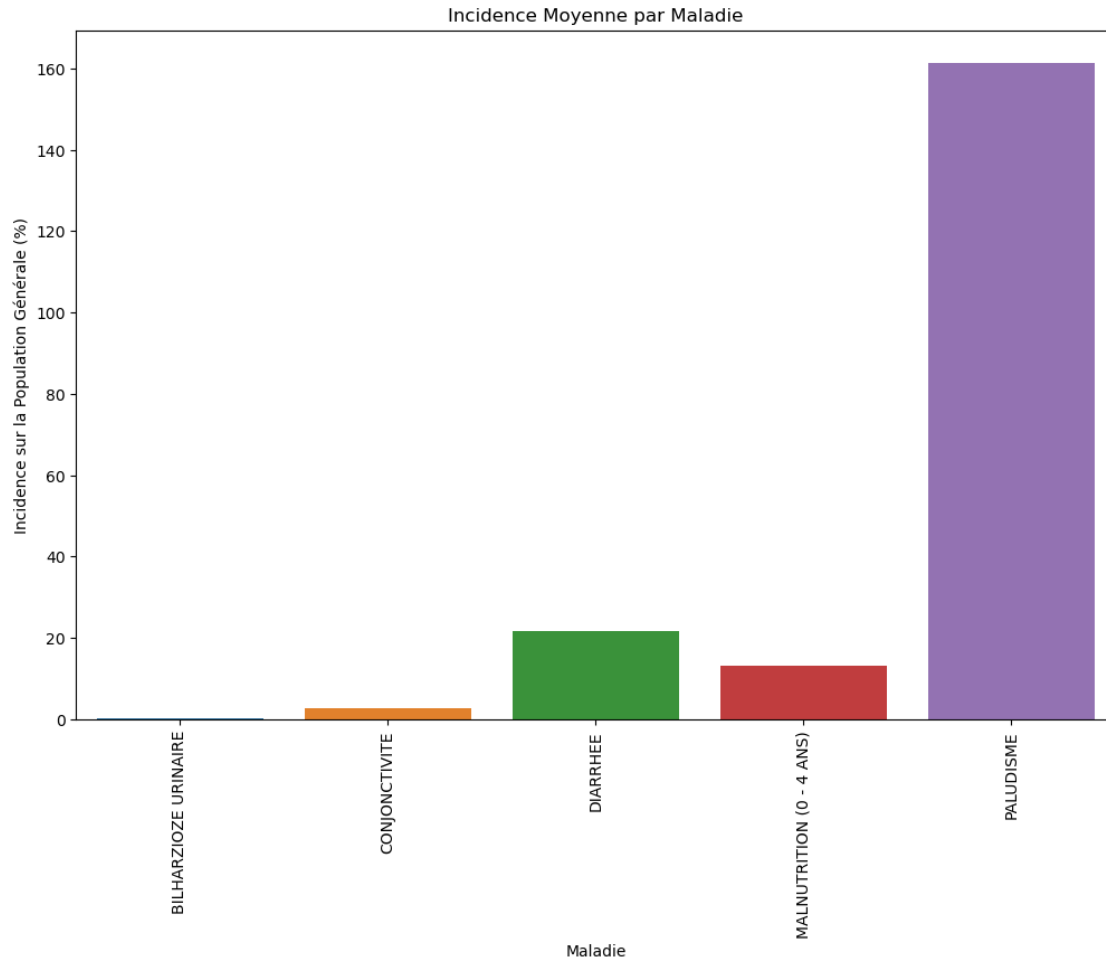
```
[55]:
```

	MALADIE	INCIDENCE SUR LA POPULATION GENERALE (%)
0	BILHARZIOZE URINAIRE	0.199681
1	CONJONCTIVITE	2.774252
2	DIARRHEE	21.668223
3	MALNUTRITION (0 - 4 ANS)	13.275686
4	PALUDISME	161.286712

```
[56]: plt.figure(figsize=(12, 8))
sns.barplot(x='MALADIE', y='INCIDENCE SUR LA POPULATION GENERALE (%)',
↳ data=df_agg_maladie)
plt.title('Incidence Moyenne par Maladie')
plt.xlabel('Maladie')
plt.ylabel('Incidence sur la Population Générale (%)')

plt.xticks(rotation=90)

plt.show()
```



0.7 Observation:

- Le **paludisme** a l'incidence la plus élevée parmi toutes les maladies, avec une valeur moyenne de **161.29%**. Cela indique que le paludisme est de loin la maladie la plus préoccupante.
- La **diarrhée** présente une incidence moyenne de **21.67%**, ce qui en fait la deuxième maladie la plus fréquente.
- La **malnutrition** chez les enfants de 0 à 4 ans a une incidence moyenne de **13.28%**. Bien que moins élevée que celle du paludisme et de la diarrhée, elle reste préoccupante.
- La **conjonctivite** a une incidence moyenne de **2.77%**. Bien que relativement faible, elle nécessite des campagnes de sensibilisation sur l'hygiène oculaire et l'accès aux soins. La **bilharziose urinaire** présente l'incidence la plus faible, avec une valeur moyenne de **0.20%**. Cela indique que cette maladie est moins préoccupante par rapport aux autres maladies analysées.

0.8 Conclusion:

- Le **paludisme** est clairement la maladie la plus préoccupante en termes d'incidence, suivie par la **diarrhée** et la **malnutrition**.

- **Conjonctivite et bilharziose urinaire**, bien qu'ayant des incidences plus faibles, restent quand même des préoccupations.

0.9 Analyse par population cible

```
[68]: # Où la malnutrition chez les enfants de 0 à 4 ans est-elle la plus
      ↪préoccupante ?
df_malnutrition = df[df['MALADIE'] == 'MALNUTRITION (0 - 4 ANS)']
df_agg_region = df_malnutrition.groupby('REGIONS / DISTRICTS')['INCIDENCE SUR
      ↪LA POPULATION GENERALE (%)'].mean().reset_index()
```

```
[71]: df_malnutrition.head(15)
```

```
[71]:
```

	ANNEE	REGIONS / DISTRICTS	VILLES / COMMUNES \
1633	2012	ABIDJAN 2	ABOBO EST
1634	2012	ABIDJAN 2	ABOBO OUEST
1635	2012	ABIDJAN 2	ANYAMA
1636	2012	ABIDJAN 2	COCODY-BINGERVILLE
1637	2012	ABIDJAN 2	KOUMASSI-PORT-BOUET-VRIDI
1638	2012	ABIDJAN 2	MARCORY-TREICHVILLE
1640	2012	ABIDJAN 1-GRANDS PONTS	ADJAME-PLATEAU-ATTECOUBE
1641	2012	ABIDJAN 1-GRANDS PONTS	DABOU
1642	2012	ABIDJAN 1-GRANDS PONTS	GRAND LAHOU
1643	2012	ABIDJAN 1-GRANDS PONTS	JACQUEVILLE
1644	2012	ABIDJAN 1-GRANDS PONTS	YOPOUGON EST
1645	2012	ABIDJAN 1-GRANDS PONTS	YOPOUGON OUEST
1647	2012	AGNEBY-TIASSA-ME	ADZOPE
1648	2012	AGNEBY-TIASSA-ME	AGBOVILLE
1649	2012	AGNEBY-TIASSA-ME	AKOUPÉ

	MALADIE	INCIDENCE SUR LA POPULATION GENERALE (%)
1633	MALNUTRITION (0 - 4 ANS)	12.590949
1634	MALNUTRITION (0 - 4 ANS)	9.577226
1635	MALNUTRITION (0 - 4 ANS)	26.811434
1636	MALNUTRITION (0 - 4 ANS)	6.247959
1637	MALNUTRITION (0 - 4 ANS)	5.855837
1638	MALNUTRITION (0 - 4 ANS)	3.214254
1640	MALNUTRITION (0 - 4 ANS)	7.762434
1641	MALNUTRITION (0 - 4 ANS)	40.556309
1642	MALNUTRITION (0 - 4 ANS)	0.764292
1643	MALNUTRITION (0 - 4 ANS)	0.413976
1644	MALNUTRITION (0 - 4 ANS)	11.418395
1645	MALNUTRITION (0 - 4 ANS)	7.618659
1647	MALNUTRITION (0 - 4 ANS)	6.148591
1648	MALNUTRITION (0 - 4 ANS)	8.492911
1649	MALNUTRITION (0 - 4 ANS)	6.810835

```
[72]: df_agg_region
```

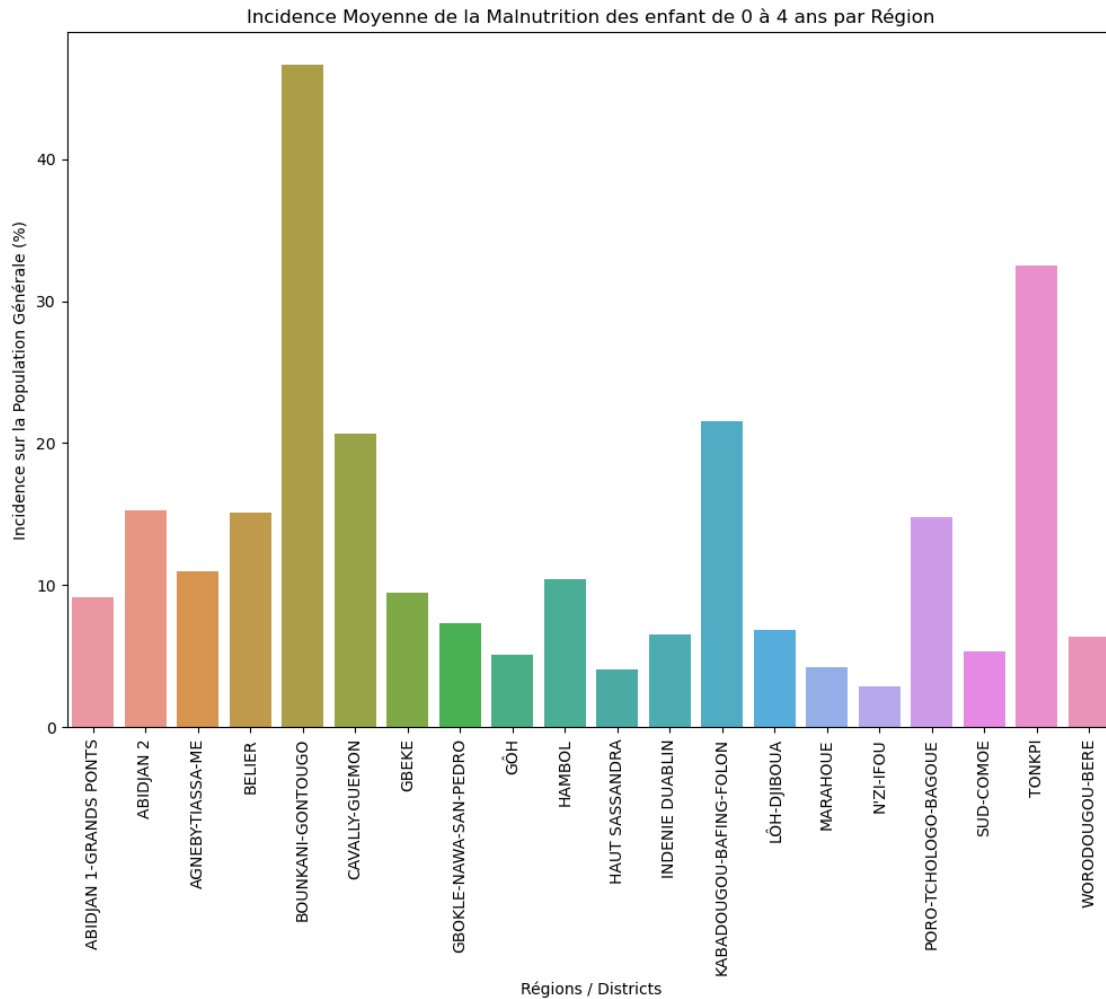
```
[72]:
```

	REGIONS / DISTRICTS	INCIDENCE SUR LA POPULATION GENERALE (%)
0	ABIDJAN 1-GRANDS PONTS	9.177888
1	ABIDJAN 2	15.286585
2	AGNEBY-TIASSA-ME	10.995153
3	BELIER	15.081533
4	BOUNKANI-GONTOUGO	46.616953
5	CAVALLY-GUEMON	20.680267
6	GBEKE	9.433417
7	GBOKLE-NAWA-SAN-PEDRO	7.316893
8	GÔH	5.087365
9	HAMBOL	10.449504
10	HAUT SASSANDRA	4.087454
11	INDENIE DUABLIN	6.509908
12	KABADOUGOU-BAFING-FOLON	21.527966
13	LÔH-DJIBOUA	6.870176
14	MARAHOUÉ	4.250772
15	N'ZI-IFOU	2.850544
16	PORO-TCHOLOGO-BAGOUÉ	14.780054
17	SUD-COMOE	5.368321
18	TONKPI	32.535871
19	WORODOUGOU-BERE	6.353690

```
[73]: plt.figure(figsize=(12, 8))
sns.barplot(x='REGIONS / DISTRICTS', y='INCIDENCE SUR LA POPULATION GENERALE_
↳(%)', data=df_agg_region)
plt.title('Incidence Moyenne de la Malnutrition des enfant de 0 à 4 ans par_
↳Région')
plt.xlabel('Régions / Districts')
plt.ylabel('Incidence sur la Population Générale (%)')

plt.xticks(rotation=90)

plt.show()
```



```
[77]: df_malnutrition['REGIONS / DISTRICTS'].unique()
```

```
[77]: array(['ABIDJAN 2', 'ABIDJAN 1-GRANDS PONTS', 'AGNEBY-TIASSA-ME',
        'BELIER', 'BOUNKANI-GONTOUGO', 'CAVALLY-GUEMON', 'GBEKE',
        'GBOKLE-NAWA-SAN-PEDRO', 'GÔH', 'HAMBOL', 'HAUT SASSANDRA',
        'INDENIE DUABLIN', 'KABADOUGOU-BAFING-FOLON', 'LÔH-DJIBOUA',
        'MARAHOUÉ', 'N'ZI-IFOU', 'PORO-TCHOLOGO-BAGOUÉ', 'SUD-COMOE',
        'TONKPI', 'WORODOUGOU-BERE'], dtype=object)
```

0.10 Observation:

- La malnutrition chez les enfants de 0 à 4 ans a un taux très élevé dans les région **Bounkani-Gontougo** et **Tonkpi** ayant respectivement en moyenne environ **47%** et **33%** de taux d'incidence.
- **Cavally-Guemon** et **Kabadougou-Bafing-Folon** montre une incidence moyenne de **20%**.
- La région **N'Zi-Ifou** présente une incidence moyenne de 5%. Cela indique que la malnutrition

est moins élevée dans cette région par rapport aux autres.

0.11 Conclusion:

La malnutrition chez les enfants de 0 à 4 ans est donc plus préoccupante dans la région de **Boukani-Gontougo**, suivie de **Tonpki** et moins préoccupante dans la région **N'zi-Ifou**.

0.12 Evolution de la prévalence entre 2012 et 2015

```
[78]: # Incidence moyenne par année et par région
df_agg = df.groupby(['ANNEE', 'REGIONS / DISTRICTS'])['INCIDENCE SUR LA_
↳POPULATION GENERALE (%)'].mean().reset_index()

[79]: df_agg
```

[79]:	ANNEE	REGIONS / DISTRICTS	INCIDENCE SUR LA POPULATION GENERALE (%)
0	2012	ABIDJAN 1-GRANDS PONTS	36.081119
1	2012	ABIDJAN 2	34.636525
2	2012	AGNEBY-TIASSA-ME	30.441223
3	2012	BELIER	41.294323
4	2012	BOUNKANI-GONTOUGO	41.967375
..
75	2015	N'ZI-IFOU	51.543834
76	2015	PORO-TCHOLOGO-BAGOUÉ	36.845497
77	2015	SUD-COMOE	44.939512
78	2015	TONKPI	52.766154
79	2015	WORODOUGOU-BERE	38.260516

[80 rows x 3 columns]

```
[95]: # Divisons les données en deux groupes et mettons-les côte à côte pour une_
↳meilleur visualisons
regions_group1 = df_agg['REGIONS / DISTRICTS'].unique()[len(df_agg['REGIONS /_
↳DISTRICTS'].unique())//2]
regions_group2 = df_agg['REGIONS / DISTRICTS'].unique()[len(df_agg['REGIONS /_
↳DISTRICTS'].unique())//2:]

df_group1 = df_agg[df_agg['REGIONS / DISTRICTS'].isin(regions_group1)]
df_group2 = df_agg[df_agg['REGIONS / DISTRICTS'].isin(regions_group2)]

fig, axes = plt.subplots(1, 2, figsize=(20, 10))

sns.lineplot(data=df_group1, x='ANNEE', y='INCIDENCE SUR LA POPULATION GENERALE_
↳(%)', hue='REGIONS / DISTRICTS', marker='o', ax=axes[0])
axes[0].set_title('Évolution de la Prévalence des Maladies (Groupe 1)')
axes[0].set_xlabel('Année')
axes[0].set_ylabel('Incidence sur la Population Générale (%)')
```

```

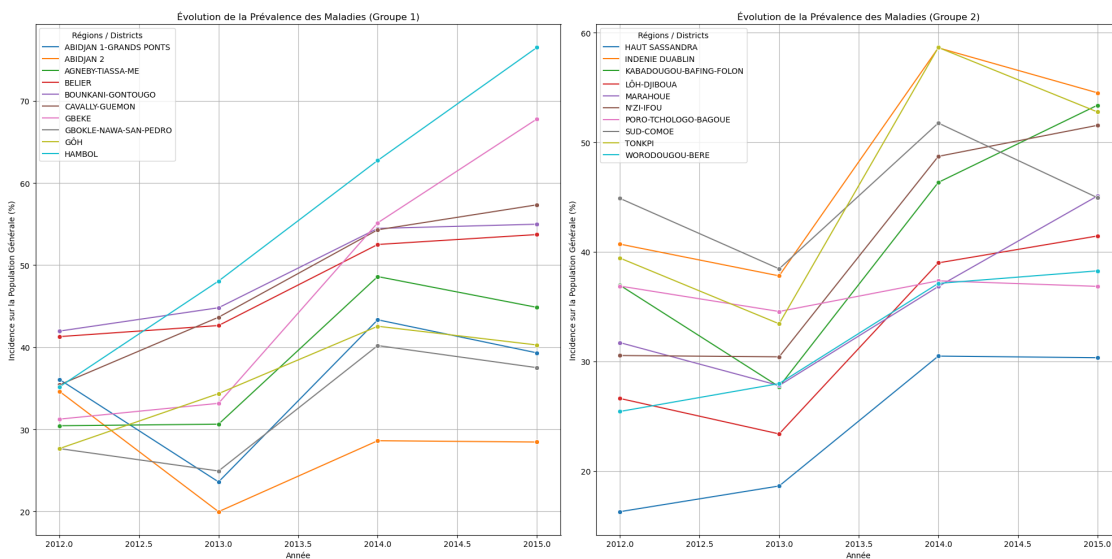
axes[0].legend(title='Régions / Districts')
axes[0].grid(True)

sns.lineplot(data=df_group2, x='ANNEE', y='INCIDENCE SUR LA POPULATION GENERALE_↵(%)', hue='REGIONS / DISTRICTS', marker='o', ax=axes[1])
axes[1].set_title('Évolution de la Prévalence des Maladies (Groupe 2)')
axes[1].set_xlabel('Année')
axes[1].set_ylabel('Incidence sur la Population Générale (%)')
axes[1].legend(title='Régions / Districts')
axes[1].grid(True)

plt.tight_layout()
plt.show()

```

C:\Users\goliy\anaconda3\Lib\site-packages\seaborn_oldcore.py:1119:
FutureWarning: use_inf_as_na option is deprecated and will be removed in a
future version. Convert inf values to NaN before operating instead.
with pd.option_context('mode.use_inf_as_na', True):
C:\Users\goliy\anaconda3\Lib\site-packages\seaborn_oldcore.py:1119:
FutureWarning: use_inf_as_na option is deprecated and will be removed in a
future version. Convert inf values to NaN before operating instead.
with pd.option_context('mode.use_inf_as_na', True):
C:\Users\goliy\anaconda3\Lib\site-packages\seaborn_oldcore.py:1119:
FutureWarning: use_inf_as_na option is deprecated and will be removed in a
future version. Convert inf values to NaN before operating instead.
with pd.option_context('mode.use_inf_as_na', True):
C:\Users\goliy\anaconda3\Lib\site-packages\seaborn_oldcore.py:1119:
FutureWarning: use_inf_as_na option is deprecated and will be removed in a
future version. Convert inf values to NaN before operating instead.
with pd.option_context('mode.use_inf_as_na', True):



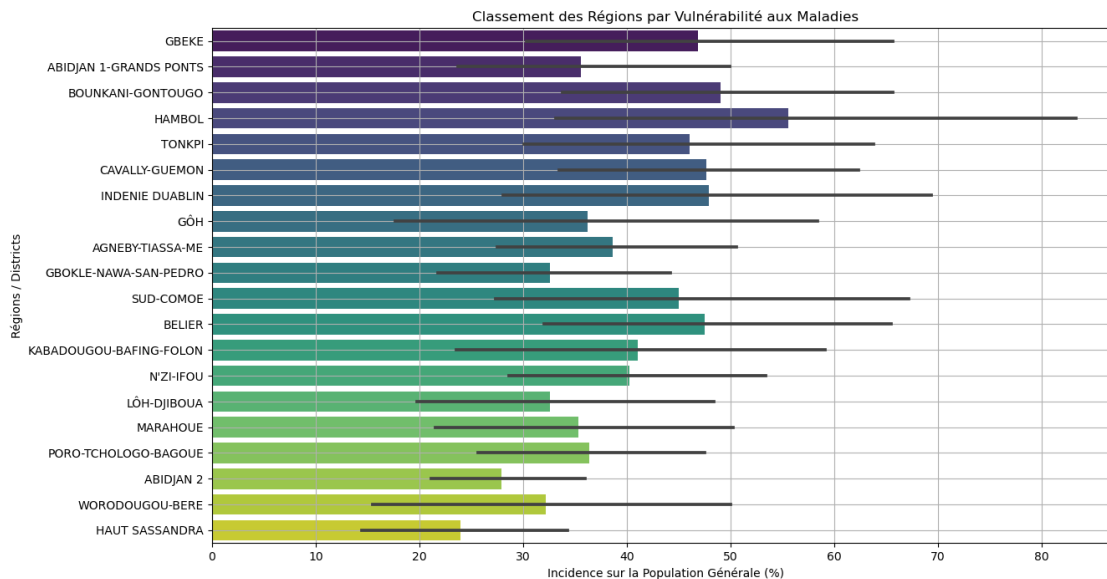
0.13 Observation:

- On observe une augmentation globale des incidences des maladies sur la population générale dans la plupart des régions entre 2012 et 2015.
- La région de **Hambol** a la plus forte incidence, particulièrement après 2014, dépassant largement les autres régions. D'autres régions, comme **Gbêkê** montrent également des augmentations importantes.
- Certaines régions, comme **Abidjan 1-Grands Ponts**, **Abidjan 2**, **Poros-Tchologo-Bagoue**, **Worodougou-Bere** etc, semblent connaître une évolution plus stable ou légèrement en baisse vers 2015.
- En gros certaines régions connaissent des hausses très marquées, tandis que d'autres évoluent de manière plus modérée.

0.14 Classement des villes/régions à risque

```
[97]: # Tri des données par incidence décroissante
df_sorted = df.sort_values(by='INCIDENCE SUR LA POPULATION GENERALE (%)',
    ↪ascending=False)

# Visualisation des données
plt.figure(figsize=(14, 8))
sns.barplot(x='INCIDENCE SUR LA POPULATION GENERALE (%)', y='REGIONS /
    ↪DISTRICTS', data=df_sorted, palette='viridis')
plt.title('Classement des Régions par Vulnérabilité aux Maladies')
plt.xlabel('Incidence sur la Population Générale (%)')
plt.ylabel('Régions / Districts')
plt.grid(True)
plt.show()
```



0.15 Observation:

- **Hambol** est la région la plus **vulnérable** avec une incidence de plus de **80%**.
- On observe d'autres régions à **haut risque** comme , **Indénie Duablin (environ 69%)**, **Sud-Comoé (environ 67%)**, **Gbêkê (environ 65%)**, ** Bounkani-Gontougo (environ 65%)* et **Bélier (environ 63%)** .
- On a des régions à **risque modéré** comme **Abidjan 2 (environ 36%)**, **Haut Sassandra (environ 35%)**