

# Modèle de Leslie pour l'étude de la dynamique des populations

Meziane Taha

6 juin 2023

- 1 Introduction (3 – 4)
- 2 Modélisation du problème (5 – 7)
- 3 Matrice de Leslie (8 – 9)
- 4 Théorème de Perron-Frobenius (10 – 14)
- 5 Application du modèle de Leslie (15 – 21)
- 6 Annexes (22 – 31)

- La démographie étudie l'impact des problèmes sociaux sur le nombre d'individus au sein d'une société et essaie de prédire la manière suivant laquelle évolue l'effectif des individus d'une population humaine.
- Pour cela, elle s'appuie sur des modèles mathématiques.



Figure –

Patrick Holt Leslie - 1900/1972

## Modèle malthusien

- Le temps est découpé en des pas de temps de mêmes durées.
- La taille de la population à un pas de temps  $t$  vérifie :

$$n_{t+1} = rn_t$$

## Modèle malthusien

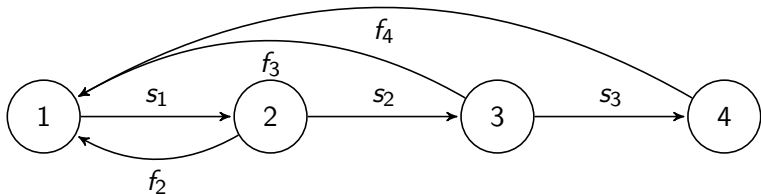
- Le temps est découpé en des pas de temps de mêmes durées.
- La taille de la population à un pas de temps  $t$  vérifie :

$$n_{t+1} = rn_t$$

- Inconvénients : Modèle très simpliste puisqu'il ne prend pas en compte les ressources limitées disponibles dans un environnement, ainsi que la structure interne de la population.

# Modélisation du problème

- On considère que le temps est découpé à des pas de temps  $(t_m)_{m \in \mathbb{N}}$ . (Pour alléger les notations, on confondra  $t_m$  avec  $t$ )
- On suppose aussi que la population étudiée est décomposée à des classes d'âges  $i$ , tel que la durée passée par un individu dans une classe d'âge correspond à celle d'un pas de temps.



## Notations

- $\forall i \in \{1, \dots, p\} : n_{i,t}$  désigne l'effectif de la population dans la classe  $i$  au pas de temps  $t$ , où  $p$  est le nombre de classes de la population .

## Notations

- $\forall i \in \{1, \dots, p\}$  :  $n_{i,t}$  désigne l'effectif de la population dans la classe  $i$  au pas de temps  $t$ , où  $p$  est le nombre de classes de la population .

- On pose  $N_t = \begin{pmatrix} n_{1,t} \\ \vdots \\ n_{p,t} \end{pmatrix}$  .



## Notations

- $\forall i \in \{1, \dots, p\}$  :  $n_{i,t}$  désigne l'effectif de la population dans la classe  $i$  au pas de temps  $t$ , où  $p$  est le nombre de classes de la population .

- On pose 
$$N_t = \begin{pmatrix} n_{1,t} \\ \vdots \\ n_{p,t} \end{pmatrix} .$$

- $s_i$  désigne la proportion d'individus qui survit et passe de la classe  $i$  à la classe  $i + 1$  à chaque pas de temps.

## Notations

- $\forall i \in \{1, \dots, p\}$  :  $n_{i,t}$  désigne l'effectif de la population dans la classe  $i$  au pas de temps  $t$ , où  $p$  est le nombre de classes de la population .

- On pose 
$$N_t = \begin{pmatrix} n_{1,t} \\ \vdots \\ n_{p,t} \end{pmatrix} .$$

- $s_i$  désigne la proportion d'individus qui survit et passe de la classe  $i$  à la classe  $i + 1$  à chaque pas de temps.
- Chaque individu de la classe  $i$  donne naissance à  $f_i$  individus. Le nombre de naissances dues aux individus de la classe  $i$  est donc  $f_i n_{i,t}$ .

## Notations

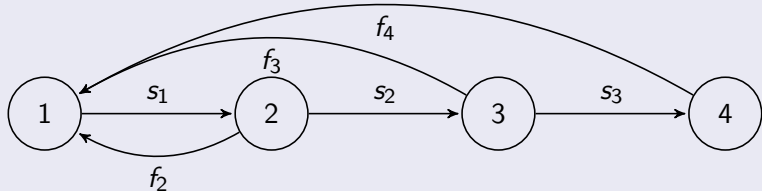
- $\forall i \in \{1, \dots, p\}$  :  $n_{i,t}$  désigne l'effectif de la population dans la classe  $i$  au pas de temps  $t$ , où  $p$  est le nombre de classes de la population .

- On pose 
$$N_t = \begin{pmatrix} n_{1,t} \\ \vdots \\ n_{p,t} \end{pmatrix} .$$

- $s_i$  désigne la proportion d'individus qui survit et passe de la classe  $i$  à la classe  $i + 1$  à chaque pas de temps.
- Chaque individu de la classe  $i$  donne naissance à  $f_i$  individus. Le nombre de naissances dues aux individus de la classe  $i$  est donc  $f_i n_{i,t}$ .
- Dans la suite, nous utiliserons la norme  $\|\cdot\|_1$  sur  $\mathbb{R}^p$  et on pose  $n_t = \|N_t\|_1$ , ce qui représente l'effectif total de la population.

## Représentation de la population

La dynamique d'une population peut être représentée par un graphe de cycle de vie dont les nœuds sont les différentes classes d'âge.



## Définition et proposition

- On pose :

$$L = \begin{pmatrix} f_1 & f_2 & \cdots & \cdots & f_p \\ s_1 & 0 & \cdots & \cdots & 0 \\ 0 & s_2 & \ddots & (0) & \vdots \\ \vdots & \ddots & \ddots & \ddots & \vdots \\ 0 & \cdots & 0 & s_{p-1} & 0 \end{pmatrix}$$

- La matrice  $L$  est appelée *matrice de Leslie*.

## Définition et proposition

- On pose :

$$L = \begin{pmatrix} f_1 & f_2 & \cdots & \cdots & f_p \\ s_1 & 0 & \cdots & \cdots & 0 \\ 0 & s_2 & \ddots & (0) & \vdots \\ \vdots & \ddots & \ddots & \ddots & \vdots \\ 0 & \cdots & 0 & s_{p-1} & 0 \end{pmatrix}$$

- La matrice  $L$  est appelée *matrice de Leslie*.
- On a la relation de récurrence suivante :

$$\boxed{N_{t+1} = LN_t}$$

## Conclusion

À partir de la formule de récurrence, on peut déterminer l'état  $n_t$  de la population à l'instant  $t$  à partir de celle à l'instant initial  $n_0$  par la formule suivante :

$$N_t = L^t N_0$$

## Conclusion

À partir de la formule de récurrence, on peut déterminer l'état  $n_t$  de la population à l'instant  $t$  à partir de celle à l'instant initial  $n_0$  par la formule suivante :

$$N_t = L^t N_0$$

Il apparaît donc que le comportement asymptotique de la population est lié aux propriétés de la matrice  $L$ . On s'intéresse alors à l'étude des valeurs propres de cette matrice .



## Définitions

- 1 Une matrice  $M \in M_p(\mathbb{R})$  est dite positive (resp. strictement positive) et on note  $M \geq 0$  (resp.  $M > 0$ ) si tous ses coefficients sont positifs ou nuls (resp. strictement positifs).

## Définitions

- 1 Une matrice  $M \in M_p(\mathbb{R})$  est dite positive (resp. strictement positive) et on note  $M \geq 0$  (resp.  $M > 0$ ) si tous ses coefficients sont positifs ou nuls (resp. strictement positifs).
- 2 Une matrice positive  $M \in M_p(\mathbb{R})$  est dite primitive s'il existe  $k \in \mathbb{N}$  tel que  $M^k$  est strictement positive.

## Théorème de Perron-Frobenius

Soit  $M$  une matrice carrée primitive. Alors il existe une valeur propre  $\lambda$  de  $M$  qui vérifie les propriétés suivantes :

- 1  $\lambda$  est réelle et  $\lambda > 0$ .
- 2  $\lambda$  est associé à un vecteur propre strictement positif.
- 3 L'espace propre associé à  $\lambda$  est de dimension 1.
- 4 Pour toute valeur propre  $\lambda'$  de  $M$ , on a  $|\lambda'| < \lambda$ .

## Théorème de Perron-Frobenius

Soit  $M$  une matrice carrée primitive. Alors il existe une valeur propre  $\lambda$  de  $M$  qui vérifie les propriétés suivantes :

- 1  $\lambda$  est réelle et  $\lambda > 0$ .
- 2  $\lambda$  est associé à un vecteur propre strictement positif.
- 3 L'espace propre associé à  $\lambda$  est de dimension 1.
- 4 Pour toute valeur propre  $\lambda'$  de  $M$ , on a  $|\lambda'| < \lambda$ .

### Remarque :

Dans tout ce qui suit, on supposera que la matrice  $L$  de Leslie vérifie les hypothèses du théorème de Perron-Frobenius.

# Théorème de Perron-Frobenius

On considère les  $p$  valeurs propres de  $L$   $\lambda_1, \dots, \lambda_p \in \mathbb{C}$  ordonnées par modules décroissants. Le théorème précédent nous assure que :  $\lambda_1 \in \mathbb{R}$  et que  $\forall i \in \{2, \dots, p\} : |\lambda_i| < \lambda_1$ . On pose  $V_1$  le vecteur propre positif associé à  $\lambda_1$  de norme 1.

# Théorème de Perron-Frobenius

On considère les  $p$  valeurs propres de  $L$   $\lambda_1, \dots, \lambda_p \in \mathbb{C}$  ordonnées par modules décroissants. Le théorème précédant nous assure que :  $\lambda_1 \in \mathbb{R}$  et que  $\forall i \in \{2, \dots, p\} : |\lambda_i| < \lambda_1$ . On pose  $V_1$  le vecteur propre positif associé à  $\lambda_1$  de norme 1.

## Propriété

$$N_t = \lambda_1^t (c_1 V_1 + \epsilon(t)) \quad (1)$$

où  $\lim_{t \rightarrow +\infty} \epsilon(t) = 0$  et  $c_1$  une constante qui dépend de la condition initiale  $n_0$ .

## Corrolaires

①  $\forall i \in \{1, \dots, p\} : \lim_{t \rightarrow +\infty} \frac{n_{i,t+1}}{n_{i,t}} = \lambda_1$

②  $\lim_{t \rightarrow +\infty} \frac{N_t}{\lambda_1^t} = c_1 V_1$

③ Vitesse de convergence :  $\left\| \frac{N_t}{\lambda_1^t} - c_1 v_1 \right\|_1 = O\left(\frac{|\lambda_2|^t}{\lambda_1^t}\right)$

## Corrolaires

- 1  $\forall i \in \{1, \dots, p\} : \lim_{t \rightarrow +\infty} \frac{n_{i,t+1}}{n_{i,t}} = \lambda_1$
- 2  $\lim_{t \rightarrow +\infty} \frac{N_t}{\lambda_1^t} = c_1 V_1$
- 3 Vitesse de convergence :  $\left\| \frac{N_t}{\lambda_1^t} - c_1 v_1 \right\|_1 = O\left(\frac{|\lambda_2|^t}{\lambda_1^t}\right)$

## Interprétation

- La première propriété décrit le comportement asymptotique de croissance. On tend en effet vers une croissance exponentielle.
- La deuxième propriété souligne que l'on tend vers une répartition constante des individus dans les différentes classes d'âge, indépendamment de la taille de la population. Cette répartition est appelée distribution stable.



# Taux net de reproduction

- On pose  $R_0 = f_1 + s_1 f_2 + \dots + s_1 \dots s_{p-1} f_p$ .  
Ce paramètre s'appelle *taux net de reproduction*.

- Les situations possibles sont les suivantes :

- Si  $R_0 > 1$ , alors  $\lambda_1 > 1$  (croissance de la population).
- Si  $R_0 = 1$ , alors  $\lambda_1 = 1$  (population de taille constante).
- Si  $R_0 < 1$ , alors  $\lambda_1 < 1$  (décroissance de la population).

# Taux net de reproduction

- On pose  $R_0 = f_1 + s_1 f_2 + \dots + s_1 \dots s_{p-1} f_p$ .  
Ce paramètre s'appelle *taux net de reproduction*.

- Les situations possibles sont les suivantes :

- Si  $R_0 > 1$ , alors  $\lambda_1 > 1$  (croissance de la population).
- Si  $R_0 = 1$ , alors  $\lambda_1 = 1$  (population de taille constante).
- Si  $R_0 < 1$ , alors  $\lambda_1 < 1$  (décroissance de la population).

## Temps moyen de génération

On le définit par :

$$T = \sum_{i=1}^p i \frac{s_1 \dots s_{i-1} f_i}{R_0}$$

$T$  désigne l'âge moyen auquel un individu aura ses descendants.

# Application du modèle de Leslie

- Le but de cette partie est d'appliquer ce modèle de Leslie et les résultats qu'on vient d'établir sur l'étude de l'évolution de la population de Benguerir.
- On décompose cette population en 16 classes, en prenant comme pas de temps 5 ans.
- Pour les données, on se sert des résultats du recensement général de la population et de l'habitat de 2014, disponibles chez le Haut-Commissariat au Plan.

# Application du modèle de Leslie

[	0,	0,	0,0.01,	0.1,	.5,	.5,	.5,	.5,	.5,	0.01,	0,	0,	0,	0,0,0]
[	0.97,	0,	0,	0,	0,	0,	0,	0,	0,	0,	0,	0,	0,	0,0,0]
[	0,	0.97,	0,	0,	0,	0,	0,	0,	0,	0,	0,	0,	0,	0,0,0]
[	0,	0,	0.97,	0,	0,	0,	0,	0,	0,	0,	0,	0,	0,	0,0,0]
[	0,	0,	0,	0.97,	0,	0,	0,	0,	0,	0,	0,	0,	0,	0,0,0]
[	0,	0,	0,	0,	0.97,	0,	0,	0,	0,	0,	0,	0,	0,	0,0,0]
[	0,	0,	0,	0,	0,	0.97,	0,	0,	0,	0,	0,	0,	0,	0,0,0]
[	0,	0,	0,	0,	0,	0,	0.97,	0,	0,	0,	0,	0,	0,	0,0,0]
[	0,	0,	0,	0,	0,	0,	0,	0.94,	0,	0,	0,	0,	0,	0,0,0]
[	0,	0,	0,	0,	0,	0,	0,	0,	0.94,	0,	0,	0,	0,	0,0,0]
[	0,	0,	0,	0,	0,	0,	0,	0,	0,	0.94,	0,	0,	0,	0,0,0]
[	0,	0,	0,	0,	0,	0,	0,	0,	0,	0,	0.94,	0,	0,	0,0,0]
[	0,	0,	0,	0,	0,	0,	0,	0,	0,	0,	0,	0.7,	0,	0,0,0]
[	0,	0,	0,	0,	0,	0,	0,	0,	0,	0,	0,	0,	0.7,	0,0,0]
[	0,	0,	0,	0,	0,	0,	0,	0,	0,	0,	0,	0,	0,	0.5,0]

- Taux net de reproduction :  $R_0 = 2.1146566636836215$

# Application du modèle de Leslie

[	0,	0,	0,0.01,	0.1,	.5,	.5,	.5,	.5,	.5,	0.01,	0,	0,	0,	0,0,0]
[	0.97,	0,	0,	0,	0,	0,	0,	0,	0,	0,	0,	0,	0,	0,0,0]
[	0,	0.97,	0,	0,	0,	0,	0,	0,	0,	0,	0,	0,	0,	0,0,0]
[	0,	0,	0.97,	0,	0,	0,	0,	0,	0,	0,	0,	0,	0,	0,0,0]
[	0,	0,	0,	0.97,	0,	0,	0,	0,	0,	0,	0,	0,	0,	0,0,0]
[	0,	0,	0,	0,	0.97,	0,	0,	0,	0,	0,	0,	0,	0,	0,0,0]
[	0,	0,	0,	0,	0,	0.97,	0,	0,	0,	0,	0,	0,	0,	0,0,0]
[	0,	0,	0,	0,	0,	0,	0.97,	0,	0,	0,	0,	0,	0,	0,0,0]
[	0,	0,	0,	0,	0,	0,	0,	0.94,	0,	0,	0,	0,	0,	0,0,0]
[	0,	0,	0,	0,	0,	0,	0,	0,	0.94,	0,	0,	0,	0,	0,0,0]
[	0,	0,	0,	0,	0,	0,	0,	0,	0,	0.94,	0,	0,	0,	0,0,0]
[	0,	0,	0,	0,	0,	0,	0,	0,	0,	0,	0.94,	0,	0,	0,0,0]
[	0,	0,	0,	0,	0,	0,	0,	0,	0,	0,	0,	0.7,	0,	0,0,0]
[	0,	0,	0,	0,	0,	0,	0,	0,	0,	0,	0,	0,	0.7,	0,0,0]
[	0,	0,	0,	0,	0,	0,	0,	0,	0,	0,	0,	0,	0,	0.5,0]

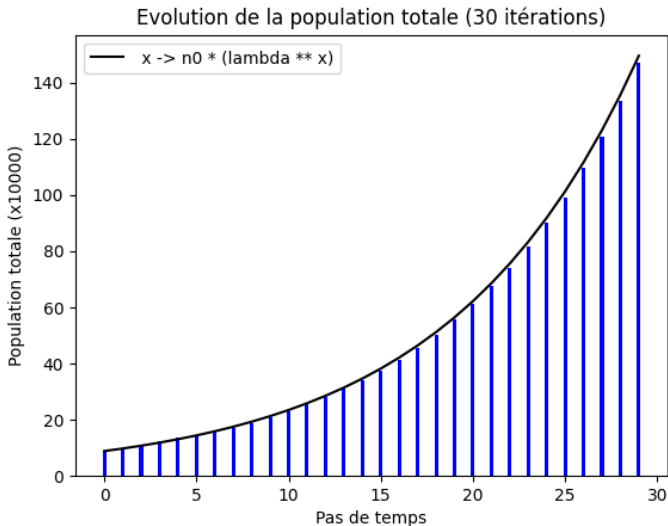
- Taux net de reproduction :  $R_0 = 2.1146566636836215$
- La valeur propre dominante est 1.1023645215808566.

# Application du modèle de Leslie

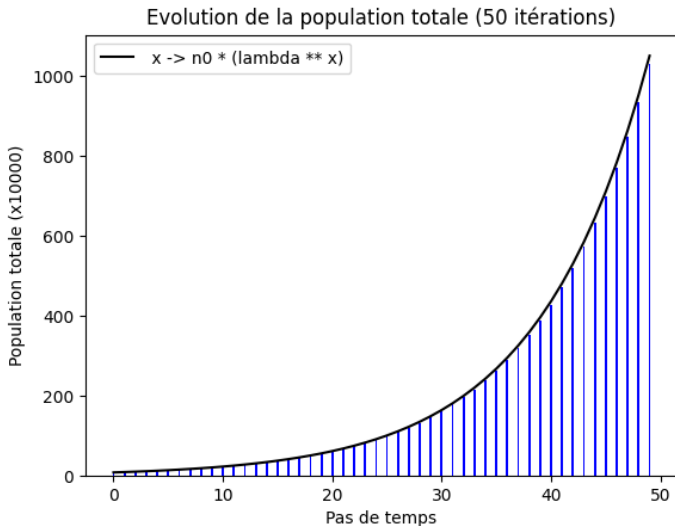
[	0,	0,	0,0.01,	0.1,	.5,	.5,	.5,	.5,	.5,	0.01,	0,	0,	0,	0,0,
[	0.97,	0,	0,	0,	0,	0,	0,	0,	0,	0,	0,	0,	0,	0,0,
[	0,	0.97,	0,	0,	0,	0,	0,	0,	0,	0,	0,	0,	0,	0,0,
[	0,	0,	0.97,	0,	0,	0,	0,	0,	0,	0,	0,	0,	0,	0,0,
[	0,	0,	0,	0.97,	0,	0,	0,	0,	0,	0,	0,	0,	0,	0,0,
[	0,	0,	0,	0,	0.97,	0,	0,	0,	0,	0,	0,	0,	0,	0,0,
[	0,	0,	0,	0,	0,	0.97,	0,	0,	0,	0,	0,	0,	0,	0,0,
[	0,	0,	0,	0,	0,	0,	0.97,	0,	0,	0,	0,	0,	0,	0,0,
[	0,	0,	0,	0,	0,	0,	0,	0.94,	0,	0,	0,	0,	0,	0,0,
[	0,	0,	0,	0,	0,	0,	0,	0,	0.94,	0,	0,	0,	0,	0,0,
[	0,	0,	0,	0,	0,	0,	0,	0,	0,	0.94,	0,	0,	0,	0,0,
[	0,	0,	0,	0,	0,	0,	0,	0,	0,	0,	0.94,	0,	0,	0,0,
[	0,	0,	0,	0,	0,	0,	0,	0,	0,	0,	0,	0.7,	0,	0,0,
[	0,	0,	0,	0,	0,	0,	0,	0,	0,	0,	0,	0,	0.7,	0,0,
[	0,	0,	0,	0,	0,	0,	0,	0,	0,	0,	0,	0,	0,	0.5,0,

- Taux net de reproduction :  $R_0 = 2.1146566636836215$
- La valeur propre dominante est 1.1023645215808566.
- Temps moyen de génération :  $T = 38.98813624936925$

# Application du modèle de Leslie

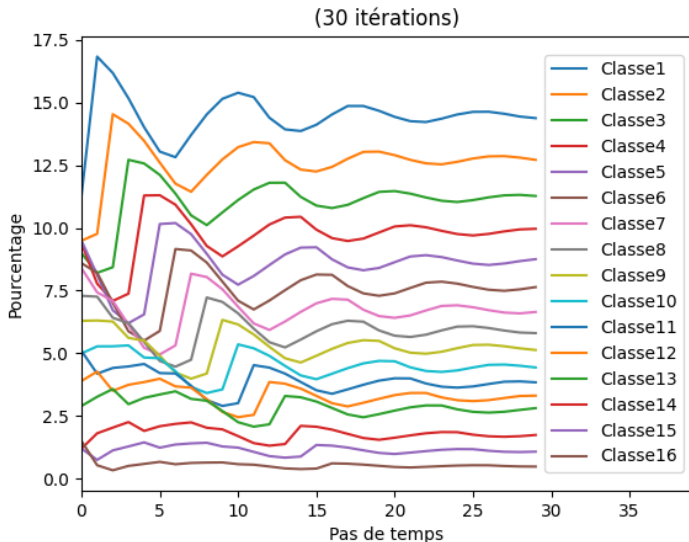


# Application du modèle de Leslie

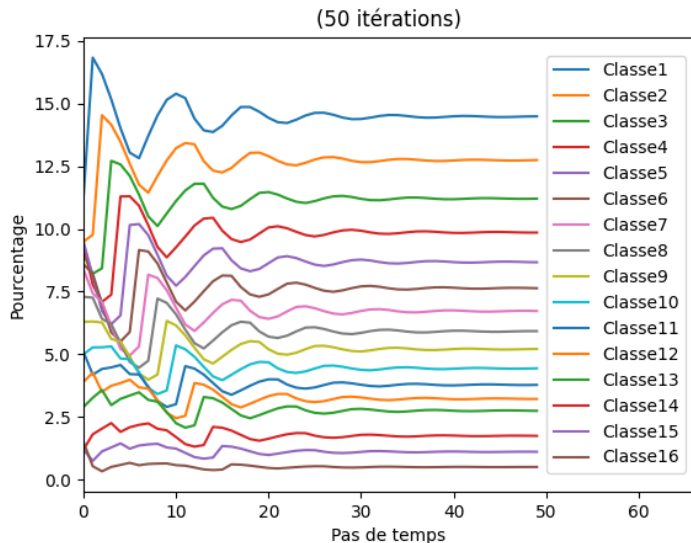




# Application du modèle de Leslie



# Application du modèle de Leslie



*Merci de votre attention !*

```
import numpy as np
from numpy.linalg import eig
p = 16 # Nb de classes
pas = 5 # 5 ans
L = np.array([[
    0, 0, 0,0,0.01, 0.1, .5, .5, .5, .5, .5,0.01, 0, 0, 0, 0,0],
    [ 0.97, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0,0],
    [ 0,0.97, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0,0],
    [ 0, 0, 0.97, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0,0],
    [ 0, 0, 0,0.97, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0,0],
    [ 0, 0, 0, 0, 0,0.97, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0,0],
    [ 0, 0, 0, 0, 0, 0,0.97, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0,0],
    [ 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0,0.97, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0,0],
    [ 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0,0.94, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0,0],
    [ 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0,0.94, 0, 0, 0, 0, 0, 0,0],
    [ 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0,0.94, 0, 0, 0, 0, 0,0],
    [ 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0,0.94, 0, 0, 0, 0,0],
    [ 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0,0.7, 0, 0, 0,0],
    [ 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0,0.7, 0, 0,0],
    [ 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0,0.5,0]])

N_0 = np.array([10005, 8411, 7968,8323, 8411, 7614, 7437, 6463, 5578, 4427, 4515, 3453, 2568, 1062,1063, 1328])
# Population initiale totale en 2014 : 88538
```

Loading...

## Calcul de $L^t$

```
[3] dict = {0:np.identity(16) ,1 : L}
def puiss_L(n):
    if n in dict:
        return dict[n]
    else:
        res = np.dot(puiss_L(n-1),L)
        dict[n] = res
        return res
```

## Calcul de $N_t$

```
▶ def popul_totale(n):
    res = np.dot(puiss_L(n),N_0)
    somme = 0
    for _ in res :
        somme += _
    return (res,somme)
```

## Représentation de la population

```
[17] import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt

itr = 30
X = list(range(itr))
Y = []
pas = 10**4
for i in X :
    Y.append(popul_totale(i)[1]/pas)

width = 0.2
plt.xlabel('Pas de temps')
plt.ylabel(f'Population totale (x{pas})')
plt.ylabel
plt.bar(X, Y, width, color='b' )
plt.plot(X, (popul_totale(0)[1]/pas) * (lambda_max**X), 'k', label = ' x -> n0 * (lambda ** x)')
plt.legend()
plt.title('Evolution de la population totale')

plt.savefig('PopuTotale.png')
```

## Calcul des proportions de chaque classe

```
▶ l = []
for i in range(p):
    li = []
    for j in range(itr):
        pop = popul_totale(j)[1]
        li.append(popul_totale(j)[0][i]*100/pop)
    l.append(li)

plt.xlim(0,39)
plt.xlabel('Pas de temps')
plt.ylabel('Pourcentage')

for i in range(len(l)):
    plt.plot(X,l[i],label = f'Classe{i+1}')
plt.legend(loc = 'right')
plt.savefig('Pourcentage.png')
```

## Valeur propre dominante

```
▶ def val_max(L):  
    L_ = []  
    for x in L:  
        L_.append(abs(x))  
    m = max(L_)  
    res = []  
    for x in L:  
        if abs(x) == m :  
            res.append(x)  
    return res  
D= np.linalg.eigvals(L)  
lambda_max = val_max(D)[0]  
lambda_max
```

```
↳ (1.1023645215808566+0j)
```



## Calcul de R0

```
[ ] def calc_R0(M):  
    p = len(M[0])  
    res = 0  
    for i in range(p):  
        x = M[0][i]  
        for j in range(i):  
            x *= M[j+1][j]  
        res += x  
    return res
```

```
R0 = calc_R0(L)
```

```
R0
```

```
2.1146566636836215
```

## Temps moyen de génération

```
[ ] def calcul_gen(M):  
    p = len(M)  
    res = 0  
    for i in range(1,p+1):  
        x = i*M[0][i-1]/R0  
        for j in range(1,i):  
            x *= M[j][j-1]  
        res += x  
  
    return res  
  
calcul_gen(L)*5
```

38.98813624936925

# Démonstration de la propriété (1)

• On suppose que  $\lambda_1, \dots, \lambda_p$  sont  $\mathbb{R}$  et distincts  
(En pratique, c'est généralement le cas pour les matrices de Leslie).

• Alors  $\chi_L$  est scindé - simple dans  $\mathbb{C}[X]$ ,  
donc  $L$  est diagonalisable dans  $M_n(\mathbb{C})$ .

D'où  $\exists v_1, \dots, v_p \in M_{p,1}(\mathbb{C}) \forall v_i \in [1, p] : Lv_i = \lambda_i v_i$

}  $(v_1, \dots, v_p)$  une base de  $M_{p,1}(\mathbb{C})$

(On rappelle que  $Lv_i = \lambda_i v_i$  et  $v_i \neq 0$ )

# Démonstration de la propriété (1)

• Comme  $N_0 \in M_{p,1}(\mathbb{C})$  alors  $\exists (c_1, \dots, c_p) \in \mathbb{C}^p$

$$\text{tel que } N_0 = c_1 v_1 + \dots + c_p v_p$$

$$\begin{aligned} \text{Alors } \forall t: N_t &= L^t N_0 = L^t \left( \sum_{i=1}^p c_i v_i \right) \\ &= \sum_{i=1}^p c_i L^t v_i = \sum_{i=1}^p c_i \lambda_i^t v_i \end{aligned}$$

$$\text{Donc } \forall t: N_t = \lambda_1^t (c_1 v_1 + \frac{\lambda_2^t}{\lambda_1^t} c_2 v_2 + \dots + \frac{\lambda_p^t}{\lambda_1^t} c_p v_p)$$

$$\text{On pose : } \varepsilon(t) = \left( \frac{\lambda_2}{\lambda_1} \right)^t c_2 v_2 + \dots + \left( \frac{\lambda_p}{\lambda_1} \right)^t c_p v_p$$

$$\text{Comme } \forall i \in [1, p]: \left| \frac{\lambda_i}{\lambda_1} \right| < 1 \text{ alors } \forall i \in [1, p]: \left( \frac{\lambda_i}{\lambda_1} \right)^t \xrightarrow{t \rightarrow \infty} 0$$

$$\text{Donc } \varepsilon(t) \xrightarrow{t \rightarrow \infty} 0 \quad \text{D'où le résultat (1)}$$

# Démonstration de la propriété (1)

Pour la vitesse de convergence:

$$\forall t, \quad \frac{N_t}{\lambda_1^t} - c_1 u_1 = \left(\frac{\lambda_2}{\lambda_1}\right)^t \varphi_2 + \dots + \left(\frac{\lambda_p}{\lambda_1}\right)^t \varphi_p u_p$$

Comme  $\forall i \geq 3: \quad |\lambda_i| < |\lambda_2|$

$$\text{Alors} \quad \left\| \frac{N_t}{\lambda_1^t} - c_1 u_1 \right\|_n = O\left(\left|\frac{\lambda_2}{\lambda_1}\right|^t\right)$$