

---

# PROJET ECONOMETRIE

---

Relation entre le taux de chômage et le taux de croissance de la population en  
France



01 MAI 2024

UPPA

Oumou Jasmine NGWAYA KANDE

## Table des matières

Introduction.....	2
Revue de littérature .....	2
Méthodologie.....	3
Tests statistiques préliminaires.....	3
Test de stationnarité (ADF, KPSS).....	4
Rendre les séries stationnaires.....	5
Modèles univariés .....	6
Modèle AR(p).....	6
Analyse des résidus .....	6
Modèles bivariés .....	7
Test de cointégration .....	7
Modèles à correction d'erreur (VECM) .....	8
Modèle VAR.....	9
Résultats et discussion .....	10
Conclusion .....	10
ANNEXE .....	10

## Introduction

La population de la France est caractérisée par sa diversité et son évolution au fil du temps. En 2023, la population de la France métropolitaine est estimée à environ 65 millions d'habitants. Si l'on inclut les départements et régions d'outre-mer, ce chiffre monte à environ 67 millions. La croissance de la population française a ralenti ces dernières années. Cela est dû à un taux de natalité qui diminue et à un vieillissement de la population. Cependant, Le solde naturel reste positif mais diminue. La France, comme de nombreux pays européens, fait face à un vieillissement démographique. La part des personnes âgées augmente, ce qui pose des défis pour les systèmes de retraite et de santé.

Le taux de chômage en France a fluctué au fil des années, influencé par divers facteurs économiques, politiques et sociaux. En 2024, le taux de chômage en France était d'environ 7,1%, ce qui représente une baisse par rapport aux années précédentes. Le chômage des jeunes reste un problème majeur en France, avec des taux significativement plus élevés que la moyenne nationale. Les jeunes de moins de 25 ans sont particulièrement touchés, ce qui soulève des préoccupations quant à leur intégration dans le marché du travail. Le gouvernement français a mis en place diverses mesures pour tenter de réduire le chômage, incluant des incitations pour les entreprises à embaucher, des formations professionnelles, et des programmes destinés spécifiquement aux jeunes et aux chômeurs de longue durée.

La relation entre la démographie et le taux de chômage en France est complexe et multidimensionnelle, impliquant des interactions qui influencent l'économie et la société dans leur ensemble. Comme mentionné, la France connaît un vieillissement de sa population. Cela a des répercussions sur le marché du travail, car une population vieillissante peut signifier une diminution de la main-d'œuvre disponible, affectant ainsi la croissance économique et potentiellement le chômage. Le taux de natalité influence également la taille de la future main-d'œuvre. Un taux de natalité en baisse peut entraîner à long terme une réduction de la main-d'œuvre jeune, ce qui peut avoir un impact sur le chômage si la demande de travailleurs ne diminue pas au même rythme.

Nous allons faire une analyse économétrique avec des données extraies de l'INSEE, l'Institut national de la statistique et des études économiques, c'est une direction générale du ministère de l'Économie et des Finances. Les données utilisées est une série temporelle qui couvre la période de 1975 à 2023, les variables qui seront utilisées pour réaliser notre analyse sont celles du taux de chômage, il varie de 3.475% à 10.275% avec une moyenne d'environ 8.054%, et du taux de croissance de la population, il varie de 0.4% à 4.7% avec une moyenne d'environ 3.465%. Le logiciel utiliser pour notre analyse est **GRET**, logiciel statistique open source, fréquemment utilisé pour l'analyse économétrique.

Au cours de cette analyse nous procéderons comme suite : premièrement nous discuterons des théories économiques et des études antérieures concernant les relations entre le chômage et la croissance démographique et nous mettrons en évidence comment d'autres recherches ont abordé des sujets similaires. Nous expliquerons l'étape de traitement des données. Nous utiliserons les modèles univariés comme AR(p) Pour le chômage et la démographie, les modèles bivariés comme le modèle à retards échelonnés afin d'analyser l'impact des retards des deux variables l'une sur l'autre. Enfin le modèle multivarié tel que le modèle VAR ou le modèle VECM.

## Revue de littérature

Les relations entre le chômage et la croissance démographique sont étudiées dans le cadre de diverses théories et études économiques. Ces relations peuvent être complexes et varier selon les contextes nationaux et les conditions économiques. Prenons la théorie de la croissance économique

qui dit que La croissance démographique peut influencer la croissance économique, qui à son tour affecte le niveau de chômage. Selon le modèle de Solow, **voir en annexe fig1**, une population croissante peut initialement diluer le capital (moins de capital par travailleur), ce qui pourrait ralentir la croissance économique et augmenter le chômage à court terme. Cependant, à long terme, des ajustements dans l'investissement et l'amélioration de la productivité peuvent rétablir la croissance et réduire le chômage. Concernant la théorie du marché du travail, des démographes comme Richard Easterlin dans la « Paradoxe d'Easterlin » ont proposé que les grandes cohortes de jeunes entrant sur le marché du travail (baby-booms) peuvent augmenter la concurrence pour les emplois limités, augmentant ainsi le chômage. À l'inverse, une population vieillissante pourrait réduire la pression sur le marché du travail et potentiellement réduire le taux de chômage, en supposant que la demande de travail reste stable.

Diverses études ont examiné l'impact de la croissance démographique sur le chômage à travers des analyses empiriques. Les résultats tendent à varier selon les pays et les périodes étudiées. Certaines études ont trouvé qu'une population croissante peut stimuler la demande globale et créer des emplois, tandis que d'autres soulignent les pressions sur le marché du travail et l'augmentation du chômage, surtout si la croissance de la population est rapide et non accompagnée par une croissance économique correspondante. Dans les pays avec une forte immigration, les nouvelles entrées dans la population peuvent soit augmenter le chômage si les compétences des immigrants ne correspondent pas aux besoins du marché, soit réduire le chômage en comblant des lacunes sur le marché du travail, surtout dans des secteurs où il y a pénurie de main-d'œuvre. Les politiques publiques jouent un rôle déterminant dans la modération des effets de la démographie sur le chômage. Les politiques éducatives, de formation et d'intégration au travail sont cruciales pour préparer efficacement une main-d'œuvre croissante à entrer sur le marché du travail et pour minimiser le chômage.

Plusieurs chercheurs en économie du travail et en démographie économique ont réalisé des travaux analysant la relation entre le taux de chômage et la croissance démographique. Il y a par exemple David Card ou encore George Borjas des économistes spécialisés dans les questions d'immigration offrent des perspectives sur la façon dont les variations démographiques influencent l'emploi.

Ces approches montrent que les relations entre croissance démographique et chômage sont influencées par de nombreux facteurs, y compris les politiques gouvernementales, les conditions économiques, les tendances démographiques, et les changements dans la structure du marché du travail.

## Méthodologie

Comme mentionnés dans notre introduction, les données sont récoltées auprès de l'INSEE, les données sur le taux de croissance de la population et de 1975 à 2023 et ceux sur le taux de chômage couvrant la même période. Puis grâce au logiciel spyder, nous avons utilisé le langage de programmation python afin de concaténer les deux bases de données en fonction de l'année. La difficulté se trouvait au niveau de la base de données du taux de chômage car il est actualisé par trimestre. **Voir annexe image1**. Les données que nous utiliserons dans GRETL seront des données traitées au préalable.

## Tests statistiques préliminaires

Dans cette section nous allons faire des tests afin de vérifier si la série est stationnaire (KPSS et ADF).

## Test de stationnarité (ADF, KPSS)

Une série temporelle est dite stationnaire si ses propriétés statistiques telles que la moyenne, la variance, et l'autocorrélation, restent constantes dans le temps. En d'autres termes, la structure statistique de la série ne change pas au fil du temps, ce qui la rend prévisible et stable pour l'analyse.

Les test Augmented Dickey-Fuller (ADF) et Kwiatkowski-Phillips-Schmidt-Shin (KPSS) vont nous permettre de répondre à cette question pour les données sur le taux de chômage et sur le taux de croissance de la population.

```
k = 10: MAIC = -0,675466
k = 9: MAIC = -0,764290
k = 8: MAIC = -0,832401
k = 7: MAIC = -0,746024
k = 6: MAIC = -0,768591
k = 5: MAIC = -0,871434
k = 4: MAIC = -0,967874
k = 3: MAIC = -0,857184
k = 2: MAIC = -0,995293
k = 1: MAIC = -1,01582
k = 0: MAIC = -1,05339

Test de Dickey-Fuller augmenté (MCG) pour TauxChomage
test à reculs à partir de 10 retards, suivant le critère AIC modifié, Perron-
taille de l'échantillon 48
hypothèse nulle de racine unitaire : a = 1

avec constante et tendance temporelle
avec 0 retards de (1-L)TauxChomage
modèle: (1-L)y = b0 + b1*t + (a-1)*y(-1) + e
valeur estimée de (a - 1): -0,0570868
statistique de test: tau = -1,06514
p. critique approximative 0,914
Coeff. d'autocorrélation du 1er ordre pour e: 0,397

Régression de Dickey-Fuller
MCO, utilisant les observations 1976-2023 (T = 48)
Variable dépendante: d_ydetrend

      coefficient    éc. type    t de Student    p. critique
-----
ydetrend_1    -0,0570868    0,0535955    -1,065    0,9144

Désaisonnalisation MCG: b0 = 5,32832, b1 = 0,0883874
```

```
Régression KPSS
MCO, utilisant les observations 1975-2023 (T = 49)
Variable dépendante: TauxChomage

      coefficient    éc. type    t de Student    p. critique
-----
const    6,55147    0,425453    15,40    5,47e-020 ***
time    0,0600842    0,0148124    4,056    0,0002 ***

AIC: 178,526    BIC: 182,31    HQC: 179,962

Estimation robuste de la variance: 9,19993
Somme des carrés des résidus récursifs: 3259,03

Test KPSS pour TauxChomage (avec tendance)

T = 49
Paramètre du retard de troncation = 10
Statistique de test = 0,14754

      10%    5%    1%
Valeurs critiques: 0,121    0,149    0,213
P. critique interpolée 0,052
```

### RÉSULTATS 1 : TEST ADF ET TEST KPSS POUR LE TAUX DE CHOMAGE

Les résultats ci-dessus nous dit que selon l'hypothèse nulle du test de Dickey-Fuller, la série possède une racine unitaire, c'est-à-dire qu'elle est non-stationnaire. Puisque la valeur p est très élevée (0,914), on ne rejette pas l'hypothèse nulle. Cela signifie qu'il n'y a pas de preuve statistique suffisante pour conclure que la série est stationnaire. Autrement dit, le taux de chômage a une racine unitaire selon ce test, indiquant la non-stationnarité avec une tendance et une moyenne qui peuvent évoluer dans le temps.

Concernant le test de KPSS, La statistique de test de 0,14754 est inférieure à la valeur critique de 1% mais supérieure à celle de 10%. Cela indique que pour les seuils de 5% et 10%, on ne peut pas rejeter l'hypothèse nulle que la série est stationnaire autour d'une tendance. Cependant, elle est très proche de la valeur critique de 5%. La p-value interpolée de 0,052 suggère une stationnarité marginale, car elle est proche du seuil de 5%.

Nous considérons dans ce cas que la série est non stationnaire en nous basant sur les résultats des deux tests. La régression indique une tendance à la hausse significative du taux de chômage sur la période étudiée. Cependant si le test KPSS, quant à lui, suggère que cette tendance est stationnaire à un niveau de signification de 5% ou plus, ce qui implique que bien que le taux de chômage augmente, même si il le fait d'une manière qui peut être considérée comme stable autour d'une tendance dans le temps.

```

k = 10: MAIC = 0,621397
k = 9: MAIC = -0,782104
k = 8: MAIC = -0,954536
k = 7: MAIC = -1,27346
k = 6: MAIC = -1,45501
k = 5: MAIC = -1,67157
k = 4: MAIC = -1,80966
k = 3: MAIC = -1,87874
k = 2: MAIC = -1,93920
k = 1: MAIC = -1,96723
k = 0: MAIC = -2,01163

Test de Dickey-Fuller augmenté (MCG) pour tauxPopulation
test à reculons à partir de 10 retards, suivant le critère AIC modifié, Perron-Q
taille de l'échantillon 48
hypothèse nulle de racine unitaire : a = 1

avec constante et tendance temporelle
avec 0 retards de (1-L)tauxPopulation
modèle: (1-L)y = b0 + b1*t + (a-1)*y(-1) + e
valeur estimée de (a - 1): -0,0762804
statistique de test: tau = -1,10151
p. critique approximative 0,904
Coeff. d'autocorrélation du 1er ordre pour e: -0,076

Régression de Dickey-Fuller
MCO, utilisant les observations 1976-2023 (T = 48)
Variable dépendante: d_ydetrend

-----
coefficient   éc. type   t de Student   p. critique
-----
ydetrend_l   -0,0762804   0,0692509     -1,102         0,9037

Désaisonnalisation MCG: b0 = 4,27926, b1 = -0,0421908

Régression KPSS
MCO, utilisant les observations 1975-2023 (T = 49)
Variable dépendante: tauxPopulation

-----
coefficient   éc. type   t de Student   p. critique
-----
const         4,63291     0,250646       18,48          3,39e-023 ***
time          -0,0467041   0,00872638     -5,352         2,53e-06 ***

AIC: 126,673   BIC: 130,457   HQC: 128,109

Estimation robuste de la variance: 3,56146
Somme des carrés des résidus récursifs: 1122,9

Test KPSS pour tauxPopulation (avec tendance)
T = 49
Paramètre du retard de troncation = 10
Statistique de test = 0,131317

-----
10%   5%   1%
Valeurs critiques: 0,121   0,149   0,213
P. critique interpolée 0,082

```

## RÉSULTAT 2 : TEST ADF ET TEST KPSS POUR LE TAUX DE LA POPULATION

Le test et les résultats de régression suggèrent que la série temporelle du taux de croissance de la population est non-stationnaire avec une tendance à la baisse. Étant donné que la série ne montre pas de stationnarité, il peut être nécessaire de la différencier ou de transformer les données pour stabiliser la variance et la moyenne avant de procéder à des analyses plus approfondies ou à des prévisions. La non-stationnarité de la série implique que des chocs ou des variations peuvent avoir des effets persistants sur le niveau de la série.

Concernant le test de KPSS, la statistique de test de 0,131317 est inférieure à celle de 5% (0,149). Cela suggère que nous ne pouvons rejeter l'hypothèse nulle de stationnarité au seuil de 5%.

Cela signifie que la série de données sur le taux de croissance de la population est considérée comme non stationnaire avec un niveau de confiance de 95%. Ceci est cohérent avec une tendance à la baisse observée dans la régression.

### Rendre les séries stationnaires

Les séries de données (taux de chômage et taux de croissance de la population) se sont révélées non stationnaires, nous allons donc les rendre stationnaire.

PopulationChomage.csv \*

ID #	Nom de variable	Description
0	const	
1	Annee	
2	TauxChomage	
3	tauxPopulation	
4	diff_tauxChomage	diff(TauxChomage)
5	diff_tauxPopulation	diff(tauxPopulation)

console gretl

gretl console : taper « help » pour obtenir la liste des commandes

```

? series diff_tauxChomage = diff(TauxChomage)
Série diff_tauxChomage générée (ID 4)
? series diff_tauxPopulation = diff(tauxPopulation)
Série diff_tauxPopulation générée (ID 5)
? |

```

## RÉSULTAT 3 : MÉTHODE DE DIFFÉRENCIATION

Ce script charge vos données, crée une nouvelle série différenciée, puis exécute un test Augmented Dickey-Fuller pour vérifier la stationnarité, affichant les résultats détaillés.

Cette stationnarité implique que les modèles prédictifs tels que ARIMA peuvent être appropriés pour modéliser la série temporelle du taux de chômage et du taux de croissance de la population

différencié pour faire des prévisions futures. La stationnarité est également essentielle pour l'analyse de causalité et d'autres analyses économétriques avancées, car elle assure que les prévisions et les inférences basées sur ces modèles sont valides et non biaisées par des tendances non détectées ou des volatilités.

## Modèles univariés

Afin de comprendre la dynamique interne de chaque série, nous allons utiliser le modèles autorégressifs AR(p) pour chaque série différenciée. Ensuite nous testerons les résidus pour la normalité, l'homoscédasticité et l'absence d'autocorrélation.

### Modèle AR(p)

Le modèle AR(p), ou modèle autorégressif d'ordre p, est un type de modèle de séries temporelles utilisé en statistique pour décrire certains types de processus stochastiques. Ce modèle est fondamentalement basé sur l'idée que les valeurs actuelles d'une série peuvent être expliquées par ses propres valeurs passées plus un terme d'erreur.

Evaluations de la fonction : 15 Évaluations du gradient : 6					Evaluations de la fonction : 17 Évaluations du gradient : 6				
Modèle 2: ARMA, utilisant les observations 1976-2023 (T = 48) Estimation par AS 197 (MV exact) Variable dépendante: diff_tauxChomage Écart-types basés sur la matrice hessienne					Modèle 5: ARMA, utilisant les observations 1976-2023 (T = 48) Estimation par AS 197 (MV exact) Variable dépendante: diff_tauxPopulation Écart-types basés sur la matrice hessienne				
	coefficient	éc. type	z	p. critique		coefficient	éc. type	z	p. critique
const	0,0781932	0,120847	0,6470	0,5176	const	-0,0639265	0,0518631	-1,233	0,2177
phi_1	0,369802	0,132340	2,794	0,0052 ***	phi_1	-0,131028	0,142575	-0,9190	0,3581
Moyenne var. dép.	0,075521	Éc. type var. dép.	0,582467		Moyenne var. dép.	-0,064583	Éc. type var. dép.	0,413336	
Moyenne innovations	-0,002725	Éc. type innovations	0,534007		Moyenne innovations	-0,000857	Éc. type innovations	0,405386	
R2	0,141659	R2 ajusté	0,141659		R2	0,017638	R2 ajusté	0,017638	
Log de vraisemblance	-38,06992	Critère d'Akaike	82,13983		Log de vraisemblance	-24,77778	Critère d'Akaike	55,55556	
Critère de Schwarz	87,75344	Hannan-Quinn	84,26122		Critère de Schwarz	61,16917	Hannan-Quinn	57,67695	
	Réel	Imaginaire	Modulo	Fréquence		Réel	Imaginaire	Modulo	Fréquence
AR					AR				
Ordre 1	2,7041	0,0000	2,7041	0,0000	Ordre 1	-7,6320	0,0000	7,6320	0,5000

RÉSULTAT 4 : MODÈLE AR DU TAUX DE CHÔMAGE ET DU TAUX DE CROISSANCE DE LA POPULATION

Dans ce modèle le choix de l'ordre 1 est dû au fait que plus l'ordre augmente plus le critère AIC augmente. Concernant l'application du modèle sur les données sur le taux de chômage, la partie "Réel" de la sortie indique le pôle du modèle AR, qui est 2,7041. Cela montre que le modèle est stable, car le pôle est positif et significativement supérieur à 1, mais potentiellement sur-amorti, indiquant que les effets des valeurs passées décroissent rapidement. Ce modèle AR (1) montre une influence significative des valeurs passées sur la valeur actuelle dans la série différenciée du taux de chômage.

Concernant le taux de croissance de la population, la partie « Réel » de la sortie indique -7,6320, une racine réelle très éloignée de l'unité, suggérant que le modèle est stable mais potentiellement sur-amorti, indiquant un retour rapide à l'équilibre). Le modèle AR (1) ajusté pour la série du taux de croissance de la population montre des coefficients non significatifs et un très faible R<sup>2</sup>, ce qui suggère que ce modèle ne parvient pas à expliquer efficacement la dynamique de la série.

### Analyse des résidus

L'analyse des résidus aide à évaluer si le modèle statistique ou économétrique que nous avons ajusté aux données est approprié, permet de s'assurer que les hypothèses sous-jacentes sont respectées (normalité, homoscédasticité, indépendance), permet de détecter les anomalies etc.

Test de normalité de diff_tauxChomage :	Test de normalité de diff_tauxPopulation :
Test de Doornik-Hansen = 1,48838, avec p. critique 0,475118	Test de Doornik-Hansen = 3,62097, avec p. critique 0,163575
Shapiro-Wilk W = 0,989695, avec p. critique 0,946226	Shapiro-Wilk W = 0,954014, avec p. critique 0,0578814
Test de Lilliefors = 0,0685806, avec p. critique ~ = 0,83	Test de Lilliefors = 0,1216, avec p. critique ~ = 0,07
Test de Jarque-Bera = 0,303718, avec p. critique 0,85911	Test de Jarque-Bera = 1,82618, avec p. critique 0,401282

#### RÉSULTAT 5 : TEST SUR LES RÉSIDUS DU TAUX DE CHÔMAGE ET DU TAUX DE CROISSANCE DE LA POPULATION

Tous ces tests indiquent que les résidus du modèle "diff\_tauxChomage" sont bien conformes à une distribution normale. Cela suggère que les hypothèses de normalité requises pour de nombreux tests statistiques et inférences dans le cadre de modèles linéaires sont respectées.

Pour "diff\_tauxPopulation", les résultats des tests sont plus mitigés que pour "diff\_tauxChomage". Bien que la majorité des tests n'indiquent pas de raison suffisante pour rejeter l'hypothèse de normalité, les tests de Shapiro-Wilk et de Lilliefors sont proches du seuil critique, ce qui suggère une possible légère déviation de la normalité.

### Modèles bivariés

Afin de comprendre et de quantifier la relation entre le taux de croissance de la population et le taux de chômage en France, nous allons utiliser la cointégration, le modèle de correction d'erreur et le modèle VAR

La cointégration est utilisée pour tester si un ensemble de séries non stationnaires partagent une relation stable à long terme, bien qu'elles puissent être instables à court terme. Le modèle à correction d'erreur (VECM), si les séries sont cointégrées, un modèle à correction d'erreur peut être utilisé pour modéliser la vitesse à laquelle les variables reviennent à l'équilibre après un choc.

### Test de cointégration



```

Test de Johansen:
Nombre d'équations = 1
Ordre des retards = 1
Période d'estimation: 1977 - 2023 (T = 47)

Coefficients, VAR in differences (2 x 1)

    0,028053
   -0,00075162

Coefficients, eqns in lagged levels (2 x 1)

    0,16193
   -0,0087650

Matrices de variance-covariance pour les résidus

Système VAR en différences premières (S00)

    0,38408

Système avec variables dépendantes en niveaux (S11)

    0,15662

Produits croisés (S01)

   -0,19448

Cas 5 : tendance et constante sans restriction

Log de vraisemblance = 112,464 (constante incluse: -20,9165)

Rang Valeur propre Test de la Trace p. critique Test Lmax p. critique
    0    0,62876    46,573 [0,0000]    46,573 [0,0000]

Corrigé pour la taille de l'échantillon (ddl = 44)
Rang Test de la Trace p. critique
    0    46,573 [0,0000]

valeur propre    0,62876

bêta (vecteurs de cointégration)
diff_tauxPopulat~    2,5268

alpha (vecteurs d'ajustement)
diff_tauxPopulat~   -0,49142

bêta normalisé
diff_tauxPopulat~    1,0000

alpha normalisé
diff_tauxPopulat~   -1,2417

matrice de longue durée (alpha * bêta')
diff_tauxPopulat~   -1,2417

```

## RÉSULTAT 6 : TEST DE COINTÉGRATION ENTRE LES VARIABLES DU TAUX DE CHÔMAGE ET DU TAUX DE CROISSANCE DE LA POPULATION

Les résultats suggèrent qu'il existe une relation de cointégration significative entre les séries examinées, ce qui signifie que malgré la non-stationnarité des séries individuelles, elles se déplacent ensemble dans le temps autour d'une tendance de long terme commune. Cette information est cruciale pour la modélisation économétrique car elle justifie l'utilisation de modèles à correction d'erreur (VECM) pour modéliser la dynamique de court terme tout en tenant compte de la relation de long terme identifiée.

### Modèles à correction d'erreur (VECM)

Les modèles à correction d'erreur (VECM) servent à informer sur la manière dont les variables se comportent à travers le temps, offrant des perspectives sur la gestion ou la prédiction de leur comportement futur en réponse à des chocs internes ou externes.

```

Coefficients, VAR in differences (2 x 1)

    0,028053
   -0,00075162

Coefficients, eqns in lagged levels (2 x 1)

    0,16193
   -0,0087650

Matrices de variance-covariance pour les résidus

Système VAR en différences premières (S00)

    0,38408

Système avec variables dépendantes en niveaux (S11)

    0,15662

Produits croisés (S01)

   -0,19448

Système VECM, ordre des retards 1
Estimation Maximum de vraisemblance, observations 1977-2023 (T = 47)
Rang de cointégration = 1
Cas 5 : tendance et constante sans restriction

beta (vecteurs cointégrants)

diff_tauxPopulat~      1,0000

alpha (vecteurs d'ajustement)

```

## RÉSULTAT 7 : MODÈLE VECM ENTRE LES VARIABLES DU TAUX DE CHÔMAGE ET DU TAUX DE CROISSANCE DE LA POPULATION

Votre modèle VECM indique qu'il existe une relation de cointégration entre les variables étudiées, ce qui signifie qu'elles partagent une dynamique commune de long terme. Les coefficients de différence montrent des ajustements marginaux à court terme, tandis que les coefficients en niveaux décalés aident à maintenir l'équilibre de long terme. Les résidus du modèle et leur structure de covariance indiquent la qualité des ajustements et l'efficacité du modèle à capturer les dynamiques sous-jacentes.

### Modèle VAR

Le modèle VAR sert à capturer les relations linéaires entre plusieurs séries temporelles et à prévoir leurs comportements futurs.

```

Système VAR, ordre des retards 1
Estimation MCO, observations 1977-2023 (T = 47)
Log de vraisemblance = -22,639079
Déterminant de la matrice de covariance = 0,15342982
AIC = 1,0485
BIC = 1,1272
HQC = 1,0781
Test du Portmanteau: LB(11) = 8,29403, ddl = 10 [0,6001]

Equation 1: diff_tauxPopulation

-----
               coefficient   éc. type   t de Student   p. critique
-----
diff_tauxPopul~_1   -0,192802   0,144971   -1,330         0,1902
time                 -0,00451891  0,00206864   -2,184         0,0342  **

Moyenne var. dép.   -0,057447   Éc. type var. dép.   0,414805
Somme carrés résidus 7,211202   Éc. type régression  0,400311
R2                  0,106419   R2 ajusté            0,086561
F(2, 45)           2,679576   P. critique (F)      0,079527
rho                0,054225   Durbin-Watson        1,814409

Tests de Fisher d'absence de restriction:

Tous les retards de diff_tauxPopulat~   F(1, 45) = 1,7687 [0,1902]
Toutes les variables, reTard 1           F(1, 45) = 1,7687 [0,1902]

```

## RÉSULTAT 8 : MODÈLE VAR ENTRE LES VARIABLES DU TAUX DE CHÔMAGE ET DU TAUX DE CROISSANCE DE LA POPULATION

Les résultats indiquent que la seule variable statistiquement significative est le temps, tandis que le retard de la variable "diff\_tauxPopulation" ne semble pas avoir d'impact significatif sur elle-même dans ce modèle VAR. L'explication globale de la variance par le modèle est faible, comme le montre le  $R^2$  ajusté. Les tests de restriction montrent également que les variables et retards testés n'apportent pas de valeur explicative significative au-delà du hasard.

## Résultats et discussion

Dans cette étude, nous avons exploré les dynamiques de la population et du taux de chômage à l'aide de modèles statistiques avancés pour mieux comprendre comment ces variables évoluent avec le temps. Nous avons utilisé des modèles VAR et VECM pour analyser les relations entre les différentes variables et pour identifier les facteurs significatifs influençant ces dynamiques.

Notre modèle VAR a révélé que les variations passées du taux de population n'ont pas un impact significatif sur les variations actuelles de celle-ci, comme indiqué par le coefficient non significatif de -0,192802 pour le retard d'un an. Cependant, nous avons trouvé que le facteur temps a une influence négative significative sur la différence du taux de population, avec un coefficient de -0,00451891. Cela suggère que le taux de population diminue légèrement chaque année. Le modèle a un faible pouvoir explicatif global, avec seulement environ 10% de la variation de la différence du taux de population expliquée par les variables du modèle.

Les tests de cointégration ont confirmé l'existence d'une relation à long terme entre les variables étudiées, ce qui justifie l'utilisation d'un modèle VECM. Ce modèle a permis de détecter que des ajustements sont effectués pour revenir à un équilibre à long terme après des fluctuations à court terme. Les résultats du modèle VECM ont également confirmé que les ajustements vers l'équilibre sont relativement rapides.

Les résultats de notre analyse suggèrent que, bien que les variations passées du taux de population ne semblent pas influencer directement les variations futures, le temps lui-même joue un rôle négatif, indiquant une tendance à la baisse de la population. Ce résultat peut avoir des implications importantes pour la planification future, notamment en matière de services publics et de gestion des ressources.

Le modèle VECM a souligné l'importance des mécanismes d'ajustement qui ramènent les variables à leur équilibre à long terme. Cela pourrait être crucial pour comprendre comment les politiques peuvent être ajustées pour maintenir la stabilité dans des variables clés comme la population.

## Conclusion

En conclusion, nos analyses mettent en lumière l'interaction complexe entre le temps et le taux de population. Ces informations pourraient être utilisées par les décideurs pour anticiper les changements démographiques et ajuster les politiques en conséquence. Cependant, le faible pouvoir explicatif de nos modèles suggère que d'autres variables et des données supplémentaires pourraient être nécessaires pour une compréhension plus complète des dynamiques en jeu.

## ANNEXE

**Figure 5.2: The Solow Diagram with Output**

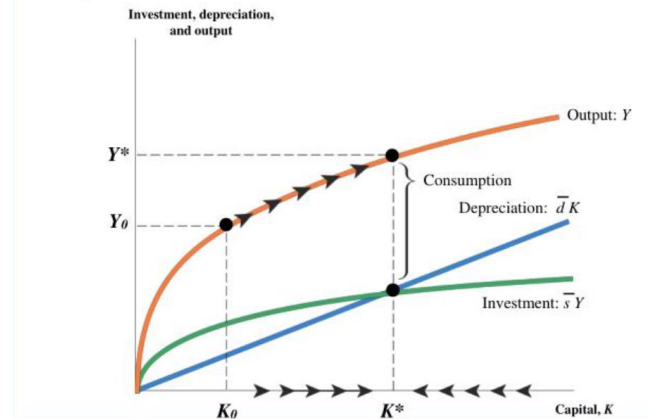


FIG1 : DIAGRAMME DE SOLOW

```

"""
Created on Tue Apr 30 18:31:59 2024

@author: OUMOU
"""

import pandas as pd

# Charger les données en spécifiant le bon délimiteur
chomage_df = pd.read_csv('C:/Users/OUNOU/Documents/doc/Master_1_économie_appliquée/Econometrie/S2/chomage.csv', delimiter=',')
population_df = pd.read_csv('C:/Users/OUNOU/Documents/doc/Master_1_économie_appliquée/Econometrie/S2/Population.csv', delimiter=',')

# Fonction pour convertir les trimestres en date
def convert_to_datetime(date_str):
    year, quarter = date_str.split('.')
    quarter_month_map = {'T1': '01', 'T2': '04', 'T3': '07', 'T4': '10'}
    return pd.to_datetime(f'{year}-{quarter_month_map[quarter]}-01')

# Appliquer la conversion sur le DataFrame de chômage
chomage_df['Date'] = chomage_df['Annee'].apply(convert_to_datetime)

# Aggréger les données trimestrielles en annuelles
chomage_df.set_index('Date', inplace=True)
annual_chomage = chomage_df['TauxChomage'].resample('Y').mean().reset_index()
annual_chomage['Year'] = annual_chomage['Date'].dt.year

# Préparer les données de population
population_df['Year'] = pd.to_datetime(population_df['Annee'], format='%Y').dt.year

# Fusionner les deux DataFrames sur l'année
combined_df = pd.merge(annual_chomage, population_df, on='Year', how='inner')

# Afficher les résultats pour vérifier
print(combined_df.head())

# Exporter le DataFrame en fichier CSV avec un séparateur point-virgule
combined_df.to_csv('C:/Users/OUNOU/Documents/doc/Master_1_économie_appliquée/Econometrie/S2/combined_df.csv', index=False, sep=';')

print("Fichier CSV exporté avec succès avec le séparateur ';'")

```

IMAGE 1 : TRAITEMENT DES DONNÉES AVEC PYTHON