

2022-2023

Master économie appliquée Parcours
Ingénierie économique et évaluation

Les déterminants du taux de chômage

GHEMMOUR Samy
Hassib Othmane

Sous la direction de
Compaire Philippe

GHEMMOUR Samy

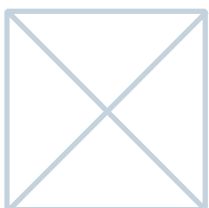


Table des matières

• INTRODUCTION	2
1. Revue de littérature.....	3
1.1. La croissance économique.....	3
1.2. Le taux d'inflation	5
1.3. La productivité.....	6
1.4. Les flux migratoires.....	6
1.5. Le taux de chômage anticipé	7
1.6. La balance des opérations courantes	8
1.7. L'investissement	8
1.8. Le taux d'intérêt	8
2. Description de la base de données.....	9
3. Tableau des variables	10
4. Statistiques descriptives et test unitaires.....	12
4.1. Matrice des corrélations.....	12
4.2. Boite à moustache	13
4.3. Nuage de points.....	14
5. Modèles de régressions sur données trimestrielles	15
5.1. Régression par OLS	15
5.2. Estimation intra-individuelle Within.....	15
5.3. L'ESTIMATION INTER-INDIVIDUELLE Between	16
5.4. GLS effets aléatoire.....	17
5.5. MV effets aléatoires	19
5.6. Test d'Hausman	19
6. Modèles de régressions sur données Annuelles	20
6.1. Régression OLS	21
6.2. Test d'hétéroscédasticité	22
6.3. Modèle à effet fixe vs modèle à effet aléatoire	23
7. Simulation sur modèle de réseaux de neurones	25
7.1. Set d'entraînement et de test	26
7.2. Test de normalité	27
7.3. Structure du modèle.....	28
7.4. Fonction cout et prévision du modèle.....	28
7.5. Simulation.....	30
• Conclusion	31
• Bibliographie.....	32

● INTRODUCTION :

Le taux de chômage est un indicateur macroéconomique important, il permet de comprendre la situation économique d'un pays, il mesure la proportion des personnes sans emploi disponible pour travailler et qui cherchent activement un emploi.

Cet indicateur est considéré comme le principal indicateur de la santé économique d'un pays car il reflète l'état de son marché du travail et donc la situation sociale et économique de ses citoyens. Plusieurs études ont montré qu'il peut avoir un lien avec la croissance économique (Hassan, M. & Nassar, R. 2015), la productivité (BARNICHON, Regis. 2010), mais également le taux d'inflation, car un faible taux de chômage peut provenir d'une croissance économique importante, et d'une productivité élevée. Dans les années 1950 le Néo-Zélandais A.W Phillips s'était intéressé à l'évolution historique du taux de chômage aux Royaume-Uni entre 1861 et 1957, et il avait notamment observé une relation inverse sur cette période entre le taux de chômage et le taux d'inflation, cette relation inverse pouvait également être observée dans des pays tels que le Canada, la France, les États-Unis ou l'Allemagne, il démontre qu'un taux de chômage élevé diminue la pression sur les salaires, ce qui conduit à une baisse des coûts et donc à une baisse de l'inflation, cependant cette relation n'est pas observée dans tous les pays et ce lien est devenu plus ambigu ces dernières années, car il peut également dépendre du contexte économique.

Analyser les tendances du taux de chômage est important, il permet de comprendre les tendances sur le marché du travail, comprendre ces déterminants permet d'élaborer des politiques économiques plus efficaces pour améliorer le marché du travail et augmenter la croissance économique, c'est la raison pour laquelle dans cette étude nous allons nous intéresser à l'analyse du taux de chômage des sept pays les plus industrialisés du monde, le G7, qui comprend les États-Unis, le Canada, la France, l'Allemagne, l'Italie, le Japon et le Royaume-Uni, Cette étude a pour objectif d'analyser les données historiques de cet indicateur, et essayer d'élaborer le modèle le plus approprié et qui permet de prendre en compte les tendances à long terme et les fluctuations à court terme du taux de chômage dans ces pays.

Nous allons dans un premier temps réaliser une revue de littératures pour identifier les variables les plus pertinentes pour notre étude, celles qui peuvent avoir un impact significatif sur le taux de chômage, nous allons par la suite réaliser des estimations par moindres carrés ordinaires, des estimations intra-individuelles Within et des estimations inter-individuelles Between pour déterminer quel est le modèle le plus approprié à notre étude, pour finir nous réaliserons un modèle de réseaux

de neurones qui permet de prévoir l'évolution du taux de chômage et de réaliser des simulations pour voir quel pourrait être l'impact de différents scénarios sur ces pays, les simulations pourraient constituer une aide aux décideurs économiques qui pourraient prendre des décisions en prévoyant les différentes conséquences de leurs politiques économiques.

1. Revue de littérature :

1.1. La croissance économique :

Théoriquement, la loi d'Okun postule qu'une forte croissance économique s'accompagne d'une baisse de taux de chômage, cette théorie a été formulée par Arthur Okun en 1962.

L'étude de KREISHAN Fuad (2011)¹ a examiné l'impact de la croissance économique sur le chômage en Jordanie en utilisant les techniques de séries chronologiques, en outre, l'étude a produit une estimation du coefficient d'Okun. Cette étude a fourni Dickey-Fuller, un test de cointégration et une régression simple entre le taux de chômage et la croissance économique. Les résultats de cette étude ont été comme suit : en Jordanie, il semble que le taux de croissance économique a un effet limité sur le taux de chômage, cependant KREISHAN Fuad (2011) signale que d'autres variables comme les attentes et les préférences des travailleurs ont un effet plus important sur le chômage. CHAND et al.(2017)² ont investigué sur le lien entre le chômage et la croissance économique mais cette fois sur des données indiennes, leur résultat ont mis en évidence que la croissance économique impacte significativement le taux de chômage, selon ces auteurs, ces résultats confirment la loi d'Okun qui considère que la hausse de 2% de PIB implique une baisse de 1% du taux de chômage.

L'article de CHAND et al.(2017) intitulé : « Economic growth and unemployment rate: An empirical study of Indian economy » révèle que Hassan et Nassar, 2015³ ; Balan, 2014)⁴. Gil-Alana (2010)⁵ ont trouvé le même résultat sur des données américaines (le PIB est inversement lié au taux de chômage), toutefois au Japon, aucun effet significatif n'a été mis en évidence. De plus « **Fakhri (2011)⁶ a découvert qu'il existe une relation non linéaire entre l'inflation et la croissance** ». Balan (2014) a

¹ KREISHAN, Fuad M. Economic growth and unemployment: An empirical analysis. *Journal of social sciences*, 2011, vol. 7, no 2, p. 228-231.

² CHAND, Khem, TIWARI, Rajesh, et PHUYAL, Manish. Economic growth and unemployment rate: An empirical study of Indian economy. *Pragati: Journal of Indian Economy*, 2017, vol. 4, no 2, p. 130-137.

³ Hassan, M. & Nassar, R. (2015). Effects of debt and GDP on the unemployment rate: An empirical study. *Journal of International Business Disciplines*, 10(2), 52-69

⁴ Balan, M., (2014). Analysis of unemployment among young individuals from Romania by econometric methods. *Internal Auditing and Risk Management*, 9(3), 90-97.

⁵ Gil-Alana, L.A. (2010). A seasonal fractional multivariate model. A testing procedure and impulse responses for the analysis of GDP and unemployment dynamics. *Empirical Economics*, 38(2), 471-501

⁶ Fakhri, H. (2011). Relationship between inflation and economic growth in Azerbaijani economy: Is there any threshold effect? *Asian Journal of Business and Management Sciences*, 1(1), 1-11.

trouvé que le salaire net moyen a un impact positif sur le taux de chômage des jeunes. Sackey et Osei (2006)⁷ ont indiqué que la jeune génération est plus sujette au chômage en raison de son manque de compétences sur le marché du travail. Anyanwu (2013)⁸ suppose que cette catégorie est caractérisée par un manque d'expérience, ce qui les oblige à accepter des salaires plus bas que leurs homologues plus âgés et plus expérimentés. Selon Shapiro et Stiglitz (1984)⁹, le fait d'accroître le niveau des salaires pour inciter les employés à augmenter leur productivité, peut générer une hausse de chômage.

ABBAS (2014)¹⁰ a examiné l'effet de la croissance économique sur le chômage à long terme au Pakistan, de 1990 à 2006, pour ce faire, ABBAS (2014) se sont fondé sur une approche de test de limites ARDL de cointégration, leur résultat suggère qu'il existe un effet négatif significatif de la croissance économique sur le niveau de chômage à long terme, toutefois, à court terme, aucune relation significative n'a été déterminée. En effet, il s'est avéré qu'au Pakistan, Une hausse de 1 % de la croissance économique s'accompagne d'une baisse du taux de chômage de 1,665 %.

L'article de ABBAS (2014)¹¹ intitulé : « Long Term Effect of Economic Growth on Unemployment Level: In Case of Pakistan » nous permet d'élargir encore notre revue de littérature : Arthur Okun (1962)¹² a mis en évidence que la croissance et le chômage sont négativement liés à long terme, Arthur Okun (1962) propose d'augmenter du niveau de production pour optimiser les chances d'atteindre le plein emploi. Le lien entre la croissance économique et le chômage a été également examiné par Seyfried (2004)¹³ dans dix pays développés de 1990 à 2003, cet auteur confirme qu'une hausse de 1% de la croissance économique se traduit par une diminution du taux de chômage de 0,30 à 0,61%. En utilisant des données de Bangladesh entre 1970 et 2004, Noor et al. (2007)¹⁴ ont également examiné l'impact de la croissance économique sur le niveau du chômage et a montré « **une corrélation négative notable** ». De même, Les raisons du chômage en Namibie ont été examinées par

⁷ Sackey, H. A. & B. Osei (2006). Human resource underutilisation in an era of poverty reduction: An analysis of unemployment and underemployment in Ghana. *African Development Review*, 18(2), 221-247.

⁸ Anyanwu, J. C. (2013). Characteristics and macroeconomic determinants of youth employment in Africa. *African Development Review*, 25(2), 107-29

⁹ Shapiro, C. & J. E. Stiglitz (1984). Equilibrium unemployment as a worker discipline device. *American Economic Review*, 74(06), 433-444.

¹⁰ ABBAS, Shujaat. Long term effect of economic growth on unemployment level: In case of Pakistan. *Journal of Economics and Sustainable Development*, 2014, vol. 5, no 11, p. 103-108.

¹¹ ABBAS, Shujaat. Long term effect of economic growth on unemployment level: In case of Pakistan. *Journal of Economics and Sustainable Development*, 2014, vol. 5, no 11, p. 103-108.

¹² Okun, Arthur M. (1962) "Potential GNP: Its Measurement and Significance." In *Proceedings, Business and Economic Statistics Section of the American Statistical Association*, pp. 89-104

¹³ Seyfried, W. (2004). Examining the relationship between employment and economic growth in ten largest states. *Southwestern Economic Review*, 1-12.

¹⁴ Noor, Z. M., Nor, N. M., & Ghani, J. A. (2007). The Relationship between Output and Unemployment in Malaysia: Does Okun's Law exist? *Int. Journal of Economics and Management*, 1 (3), 337-344.

Eita et Ashipala (2010)¹⁵ en Namibie de 1971 à 2007, en mobilisant les techniques d'estimation en deux étapes d'Engle-Granger, leur résultat indique un impact négatif significatif de la croissance économique sur le chômage en Namibie.

Dans quelques pays arabes, le lien entre les deux variables a été examiné par Moosa (2008)¹⁶ ce dernier a mobilisé les approches traditionnelles de la cointégration pour tester l'hypothèse d'Okuns. Kreishan (2011) s'est ensuite intéressé à la Jordanie entre 1970 et 2008, sa métho¹⁷dologie consiste en l'approche de Johansen et Juselius (1990) et l'estimation par les MCO, selon lui, en Jordanie, il n'existe pas un lien de causalité significative à long terme.

1.2. Le taux d'inflation :

CONOVER et al. (1986)¹⁸ ont signalé une réalité très importante concernant la perception des individus du chômage et d'inflation, ils confirment qu'en général, les individus ont une évaluation plus précise des tendances du chômage que de l'inflation. Selon ces auteurs, cela peut s'expliquer par le fait que le chômage est plus concret et plus représenté graphiquement par les médias que l'inflation. De plus, les gens réagissent d'une manière plus concrète aux risques de chômage qu'aux risques d'inflation, Cela pourrait être dû au fait que l'inflation a tendance à avoir un temps de retard plus long que le chômage avant que les gens ne reconnaissent les tendances. FRIEDMAN (1977)¹⁹ a publié un article scientifique intitulé : inflation and unemployment, dans lequel il a analysé le lien entre l'inflation et le chômage, FRIEDMAN (1977) suggère que l'inflation « **peut provoquer des erreurs systématiques de perception de la part des employeurs et des employés, qui conduiront initialement le chômage à dévier dans la direction opposée à son taux naturel** »²⁰. De plus, l'inflation peut également impliquer des taux de chômage plus élevés du fait de la volatilité élevée et de l'intervention du gouvernement dans la fixation des prix. MANKIW (2001)²¹ considère que l'inflation peut baisser

¹⁵ Eita, J. H., & Ashipala, J. M. (2010). Determinants of Unemployment in Namibia. *International Journal of Business and Management* , 5 (10), 1-13.

¹⁶ Moosa, I. (2008). Economic Growth and Unemployment in Arab Countries: Is okun's law Valid? *International Conference on Unemployment crises in Arab Countries*.

¹⁷ Kreishan, F. M. (2011). Economic Growth and Unemployment: An Empirical Analysis. *Journal of Social Sciences* , 7 (2), 228-231.

¹⁸ CONOVER, Pamela Johnston, FELDMAN, Stanley, et KNIGHT, Kathleen. Judging inflation and unemployment: The origins of retrospective evaluations. *The Journal of Politics*, 1986, vol. 48, no 3, p. 565-588

¹⁹ FRIEDMAN, Milton. Nobel lecture: inflation and unemployment. *Journal of political economy*, 1977, vol. 85, no 3, p. 451-472.

²⁰ FRIEDMAN, Milton. Nobel lecture: inflation and unemployment. *Journal of political economy*, 1977, vol. 85, no 3, p. 451-472.

²¹ MANKIW, N. Gregory. The inexorable and mysterious tradeoff between inflation and unemployment. *The Economic Journal*, 2001, vol. 111, no 471, p. 45-61.

temporairement le niveau du chômage, cependant, il n'y a toujours pas de consensus sur les effets dynamiques ou à long terme de l'inflation sur le chômage.

1.3. La productivité :

La théorie économique suppose que la productivité des travailleurs apparaît également parmi les facteurs qui peuvent expliquer le chômage. BARNICHON (2010)²² stipule qu'entre la seconde guerre mondiale et 1980, la corrélation entre la productivité et le chômage a changé en passant d'une corrélation significativement négative à une corrélation significativement positive. BARNICHON (2010)²³ explique que ce changement est dû aux événements suivants : tout d'abord, la forte baisse de la volatilité des chocs non technologiques au milieu des années 1980, deuxièmement, le déclin de la réponse de la productivité aux chocs non technologiques.

Une autre étude a été menée par BERTANI et al (2020)²⁴ pour examiner l'effet de la productivité sur le chômage, tout d'abord, les auteurs ont commencé par montrer l'importance croissante des investissements numériques immatériels dans l'économie, ce qui leur a incité de mener cette étude, les résultats montrent qu'un taux élevé de progrès technologique peut entraîner une hausse significative du chômage.

1.4. Les flux migratoires :

Dès le début, la science économique a exploré la répercussion financière de l'immigration sur la main-d'œuvre du pays d'accueil, en l'associant à des théories déjà existantes. Ce n'est que dans les années 1960 que les théories économiques ont commencé à réellement envisager les migrations internationales dans le cadre de leurs modèles théoriques²⁵. FROMENTIN et al (2013)²⁶ ont examiné les effets de l'immigration sur le taux de chômage en France, leur étude indique « ***qu'il n'y a pas d'augmentation observée du chômage global due à l'immigration à long terme*** ». FROMENTIN et

²² BARNICHON, Regis. Productivity and unemployment over the business cycle. *Journal of Monetary Economics*, 2010, vol. 57, no 8, p. 1013-1025.

²³ BARNICHON, Regis. Productivity and unemployment over the business cycle. *Journal of Monetary Economics*, 2010, vol. 57, no 8, p. 1013-1025.

²⁴ BERTANI, Filippo, RABERTO, Marco, et TEGLIO, Andrea. The productivity and unemployment effects of the digital transformation: an empirical and modelling assessment. *Review of Evolutionary Political Economy*, 2020, vol. 1, no 3, p. 329-355.

²⁵ Sjaastad, L.A. (1962). The Costs and Returns of Human Migration, *The Journal of Political Economy*. 70: 80-93.

²⁶ FROMENTIN, Vincent. The relationship between immigration and unemployment: The case of France. *Economic Analysis and Policy*, 2013, vol. 43, no 1, p. 51-66.

al (2013). Todaro (1969)²⁷ et Harris et Todaro (1970)²⁸ sont considérés parmi les premiers auteurs qui se sont intéressés par l'étude de des effets des flux migratoires, ils suggèrent que les migrations peuvent entraîner à une réduction des emplois.

Certains économistes considèrent que l'entrée des nouveaux arrivants, autrement dit, les nouveaux diplômés peuvent provoquer une augmentation du taux de chômage. LI (2014)²⁹ confirme qu'en Chine, la politique d'expansion a entraîné une augmentation du taux de chômage parmi les diplômés universitaires

1.5. Le taux de chômage anticipé :

Certaines études démontrent qu'il peut y'avoir un lien entre le taux de chômage anticipé et le taux de chômage, ceci est notamment liée aux anticipations des employeurs, qui dans le cas d'un taux de chômage anticipé élevé, ils sont moins retissent à embaucher de nouveaux employés ou à prolonger leurs employés, ils peuvent également réduire leurs investissement en raison de cette incertitude économique, ce qui peut entrainer une baisse de l'emploi et une l'augmentation du taux de chômage³⁰.

²⁷ Todaro, M. (1969). A Model of Labor Migration and Urban Unemployment in Less Developed Countries, *American Economic Review*. 69: 486-499.

²⁸ Harris, J., Todaro, M. (1970). Migration, Unemployment and Development: A Two-Sector Analysis. *American Economic Review*, 60(1): 26-42.

²⁹ LI, Shi, WHALLEY, John, et XING, Chunbing. China's higher education expansion and unemployment of college graduates. *China Economic Review*, 2014, vol. 30, p. 567-582.

³⁰ Unemployment expectations and job search behavior: Evidence from the USA and Germany J. P. Haefke et al., "Labour Economics" 2017.

1.6. La balance des opérations courantes :

La balance courante peut avoir un impact sur le taux de chômage, quand une balance courante est négative, cela signifie que les pays ont un excédent d'importation par rapport aux exportations, dans certains cas, ceci peut se traduire par un recul de l'activité économique et une contraction de l'offre de travail, ce qui peut donc augmenter le taux de chômage, quand la balance courante est positive, ceci signifie que le pays exporte plus qu'il n'importe, ce qui peut se traduire par une augmentation de l'activité économique et donc une expansion de l'offre de travail, et conduire à une baisse du taux de chômage.³¹

1.7. L'investissement :

Des études montrent que l'investissement peut stimuler la croissance économique générale et contribuer à créer plus d'emplois. les investissements peuvent également contribuer à améliorer les conditions de travail et inciter les entreprises à augmenter les salaires, ce qui peut créer une augmentation de la demande pour certains produits et services et créer des emplois supplémentaires.³²

1.8. Le taux d'intérêt :

La littérature s'accorde sur le fait que le taux d'intérêt et le taux de chômage peuvent être négativement corrélés, une diminution du taux d'intérêt signifie que les emprunteurs ont accès à des prêts plus abordable, ce qui peut encourager les entreprises à emprunter et investir, ce qui peut augmenter l'emploi et diminuer le taux de chômage. Un emprunt plus élevé constitue un coût supplémentaire pour l'entreprise, ce qui peut les inciter à réduire leurs dépenses d'investissement et ne pas embaucher, ce qui peut donc se traduire par une augmentation du taux de chômage.³³

³¹ « Current Account and Labor Market Dynamics » Y. Endo et al., "Economic Inquiry" 2016.

³² MUCUK, Mehmet et DEMIRSEL, M. Tahir. L'effet des investissements directs étrangers sur le chômage : preuves à partir de données de panel pour sept pays en développement. *Journal of Business Economics and Finance* , 2013, vol. 2, n° 3, p. 53-66.

³³ "Interest Rates, Employment, and Inflation" de Christina D. Romer, *Journal of Monetary Economics*, 1986.

2. Description de la base de données :

Pour faire cette étude, nous avons constitué une base de données qui répertorie différents indicateurs macroéconomiques des pays du G7. Nous nous sommes basés sur la revue de littérature ci-dessus, pour sélectionner les indicateurs les plus pertinents qui peuvent expliquer l'évolution du taux de chômage.

Les indicateurs que nous avons sélectionnés sont :

- Le taux de chômage (tx_cho).
- Le taux d'inflation (Tx_infl).
- La formation brute du capital fixe (inv_FBCF).
- La balance compte courant des pays.
- Le taux d'intérêt.
- Le coût de la main-d'œuvre.
- La population active.
- Le taux de chômage anticipé.
- Les investissements directs étrangers.
- Le taux de croissance du PIB.

Notre base de données retrace l'évolution trimestrielle de ces indicateurs du premier trimestre 1991 au quatrième trimestre de 2021 pour chaque pays du G7, elle contient 869 individus, ceci va nous permettre d'avoir une vision globale de l'évolution du taux de chômage et d'analyser les tendances et les relations entre ces différents facteurs économiques.

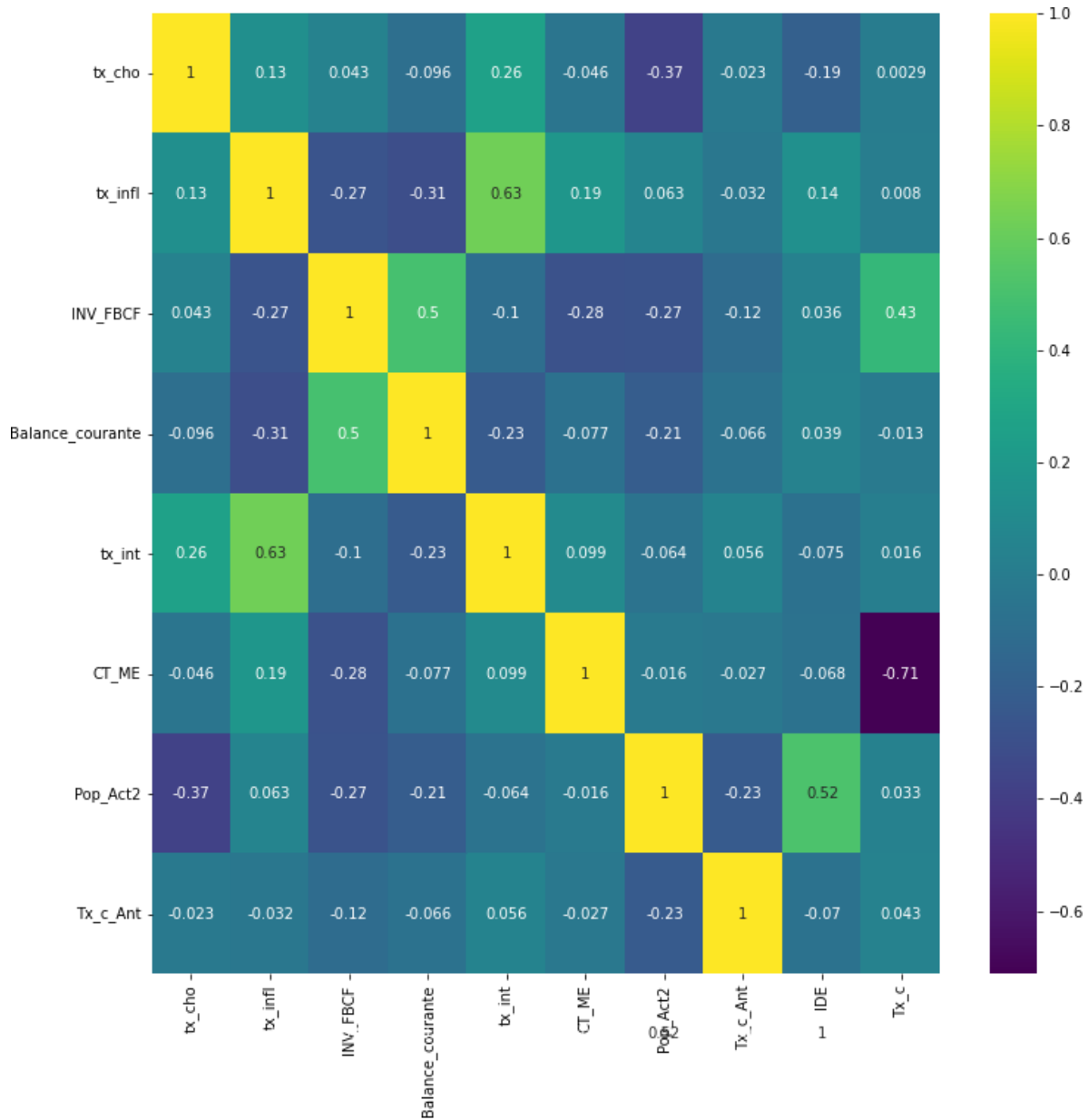
3. Tableau des variables :

Indicateur	Nom de la variable	Description	Hypothèses
Taux de chômage	Tx_cho	Part des individus les individus en âge de travailler sans travail, disponibles sur le marché du travail et qui ont accompli des démarches spécifiques pour trouver du travail (source OCDE)	Variable endogène
Taux d'inflation	Tx_infl ou infl	la variation du coût d'un panier de biens et de services généralement achetés par des groupes spécifiques de ménages source (OCDE)	Ambigu
Investissement (FBCF)	Inv_FBCF	définit comme l'acquisition d'actifs fixes produits et la production de tels actifs par les producteurs pour leur propre usage, minorées des cessions. Source(OCDE)	Négatif
Balance opérations courante	Balance_courante	relevé des transactions internationales d'un pays avec le reste du monde. Le compte courant inclut toutes les transactions portant sur des valeurs économiques entre des entités résidentes et non résidentes. (Source OCDE)	Négatif
Taux d'intérêt court terme	Tx_int	taux d'emprunt à court terme appliqués entre institutions financières ou les taux des titres d'État à court terme sur le marché primaire ou secondaire. Source (Banque mondiale)	Positif
Cout unitaire de la main d'œuvre	CT_ME	les coûts unitaires de main-d'œuvre correspondent au coût moyen du travail par unité produite.(source OCDE)	Positif
Population active	Pop_act2	comprend toutes les personnes qui remplissent les conditions requises pour être considérées comme pourvues d'un emploi (employés du civil et membres des forces armées) ou comme chômeurs. (Source OCDE)	Négatif
Taux de chômage anticipé	Tx_C_A	Prévision du taux de chômage établie sur la base d'une évaluation de la situation économique dans chaque pays. (Banque mondiale)	Positif

Investissement direct étranger	IDE	Rend compte de la valeur des opérations internationales liées à l'investissement direct pendant une période donnée, généralement un trimestre ou une année. Les flux financiers regroupent les acquisitions ou cessions de participations, le réinvestissement de bénéfices et les prêts interentreprises. (source OCDE).	Négatif
Taux de croissance du pib	Tx_C	mesure standard de croissance de la valeur ajoutée créée grâce à la production de biens et de services dans un pays pendant une période donnée	Négatif

4. Statistiques descriptives et test unitaires :

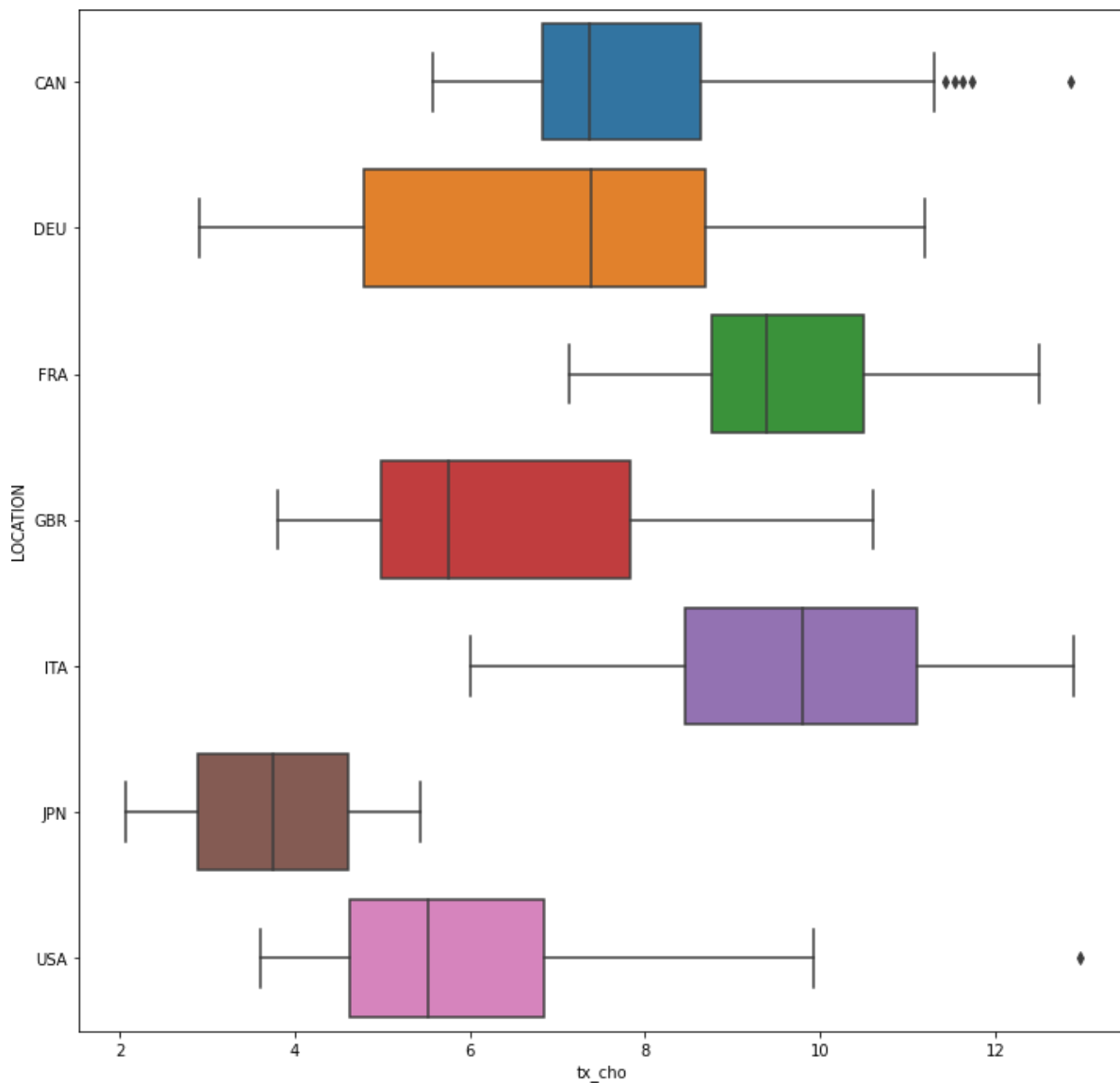
4.1. Matrice des corrélations :



Les corrélations ne sont pas toujours très élevées entre les différentes variables économiques que nous étudions, il existe des corrélations importantes entre certaines variables, le taux d'inflation et le taux d'intérêt, la balance courante et la formation brute du capital fixe, bien que ces corrélations ne soient pas considérées comme significatives (inférieures à 0,7), elles peuvent néanmoins fournir des informations utiles pour comprendre les relations entre ces variables.

La corrélation entre le taux de croissance du PIB et le coût de la main-d'œuvre peut être significative, c'est pourquoi nous ne les incluons pas simultanément dans nos modèles, car ils peuvent fournir des informations similaires. En utilisant cette méthode, nous pouvons éviter de surcharger nos modèles avec des informations redondantes.

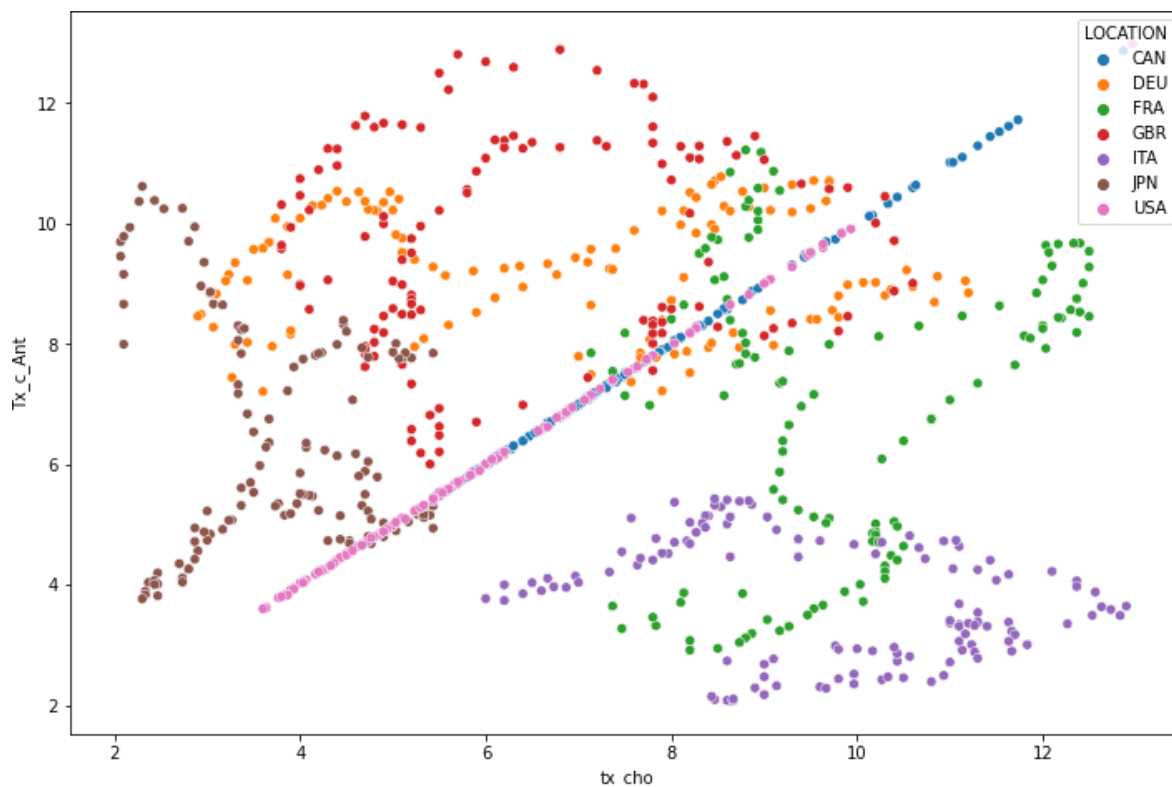
4.2. Boite à moustache :



La boîte à moustache ci-dessus permet de voir la distribution du taux de chômage des pays du G7, la ligne à l'intérieur des boîtes à moustaches représente la médiane, les rectangles de différentes couleurs permettent de voir la dispersion de la moyenne du taux de chômage pour les pays sur l'intervalle 1991-2021, les points qui se trouvent en dehors des moustaches du Canada et des États-Unis, représentent les valeurs aberrantes, c'est-à-dire les valeurs qui se trouvent en dehors de la plage normale des données.

La France, le Canada et le Japon ont eu une dispersion relativement plus faible que les autres pays, ceci indique que sur la période 1991-2021, les taux de chômage ont faiblement varié, à l'inverse la dispersion du taux de chômage en Allemagne est plus large, ce qui indique une plus grande variabilité du taux de chômage sur cette période, le Japon a enregistré les taux de chômeurs les plus faibles, cependant, l'Italie, le Canada et la France ont enregistré les taux de chômage les plus élevés.

4.3. Nuage de points :



Nous nous sommes intéressés au taux de chômage anticipé pour voir s'ils sont fortement corrélés entre eux, s'il impactent le comportement des agents économiques et le taux de chômage de l'économie, on peut voir que pour les pays européens, il n'est pas fortement corrélé au taux de chômage, la corrélation entre les deux indicateurs n'est pas fortement linéaire pour ces pays, c'est le cas également du Japon.

Cependant, pour le Canada (en bleu) et les États-Unis (en rose), on peut observer une forte corrélation positive entre les deux indicateurs, on peut supposer que cette différence est liée à une différence de circonstances et des politiques économiques qui diffèrent entre les pays, cependant des études plus

approfondies sur les différentes politiques menés entre les pays sont nécessaires pour confirmer ce constat.

5. Modèles de régressions sur données trimestrielles :

5.1. Régression par OLS :

Dans un premier temps, pour voir comment nos différentes variables exogènes peuvent expliquer la variabilité de notre endogène (le taux de chômage), si elles sont significatives, et la relations entre la variable endogène et les variables exogènes, nous allons commencer par réaliser une régression par moindre carrés ordinaires (OLS).

```
. regress tcho inflation inv tauxint tauxcroissance /* OLS + ,vif*/
```

Source	SS	df	MS	Number of obs	=	816
Model	150668.442	4	37667.1105	F(4, 811)	=	6.60
Residual	4626706.48	811	5704.94017	Prob > F	=	0.0000
				R-squared	=	0.0315
				Adj R-squared	=	0.0268
Total	4777374.92	815	5861.80972	Root MSE	=	75.531

tcho	Coefficient	Std. err.	t	P> t	[95% conf. interval]
inflation	.0533338	.0159254	3.35	0.001	.0220739 .0845937
inv	-.0176881	.0117166	-1.51	0.132	-.0406866 .0053104
tauxint	.0029339	.0179844	0.16	0.870	-.0323677 .0382354
tauxcroissance	.011032	.0114805	0.96	0.337	-.0115029 .033567
_cons	137.2249	9.613967	14.27	0.000	118.3537 156.0961

- Les résultats suggèrent que seul l'inflation a un effet significatif sur le chômage, en effet Une augmentation de 1 % de l'inflation implique une hausse de 0.053 % du taux de chômage.
- Le pouvoir explicatif du modèle est tout de même faible, il permet d'expliquer 3,15% de la variabilité de notre variable endogène, le taux de chômage, il reste une part importante de la variabilité du taux de chômage qui n'est pas expliquée.

5.2. Estimation intra-individuelle Within :

Les modèles within sont considérés comme des modèles à effet aléatoires, étudient les relations entre les variables et les groupes en comparant les moyennes à l'intérieur du groupe, autrement dit, ils supposent que les effets des variables indépendantes sur la variable dépendante sont considérés comme des variables aléatoires, ils sont utilisés pour étudier les variations de comportements des

individus, nous allons réaliser une estimation intra-individuelle Within sur le taux de chômage et voir si celle-ci donne de meilleurs résultats que les modèles à effets fixes.

```
. xtreg tcho inflation inv tauxint tauxcroissance , fe /* whitin *,
```

```
Fixed-effects (within) regression      Number of obs   =      816
Group variable: pays1                 Number of groups =       7
```

```
R-squared:                            Obs per group:
  Within = 0.0152                      min =      79
  Between = 0.3624                     avg =    116.6
  Overall = 0.0266                     max =    124
```

```
corr(u_i, Xb) = 0.1216                F(4,805)         =      3.11
                                      Prob > F          =    0.0149
```

tcho	Coefficient	Std. err.	t	P> t	[95% conf. interval]	
inflation	.0521949	.0165308	3.16	0.002	.0197463	.0846434
inv	-.0070249	.0132605	-0.53	0.596	-.0330541	.0190043
tauxint	-.0228679	.0181376	-1.26	0.208	-.0584704	.0127346
tauxcroissance	.0104069	.0112548	0.92	0.355	-.0116854	.0324992
_cons	140.4373	9.653791	14.55	0.000	121.4877	159.3869
sigma_u	20.834967					
sigma_e	73.85005					
rho	.07372645	(fraction of variance due to u_i)				

```
F test that all u_i=0: F(6, 805) = 7.22                      Prob > F = 0.0000
```

- Les résultats de la régression montrent que le chômage est positivement influencé par l'inflation.
- Comme le modèle précédent, l'inflation est la seule variable qui a un effet significatif sur le chômage
- La valeur R-squared précise que la variabilité du taux de chômage peut être expliquée par le modèle à 36,24%, la proportion de variance des données expliquée par les variations à l'intérieur des groupes permet d'expliquer 36,24% de la variabilité du taux de chômage.
- Le test F indique que le modèle est globalement significatif.

5.3. L'ESTIMATION INTER-INDIVIDUELLE Between :

Les modèles between sont considérés comme des modèles à effet fixe, ils permettent de comparer les moyennes de différents groupes indépendamment les uns des autres, ils supposent que les effets des variables exogènes sur l'endogène des paramètres fixes et non aléatoires.

Ces modèles permettent de comparer les moyennes de différents groupes, ceci en se focalisant uniquement sur les différences permanentes entre les individus et en éliminant les différences de nature conjoncturelle.

```

Between regression (regression on group means)  Number of obs    =      816
Group variable: pays1                          Number of groups   =       7

R-squared:                                     Obs per group:
  Within  = 0.0010                               min =      79
  Between = 0.9073                               avg =    116.6
  Overall = 0.0001                               max =    124

sd(u_i + avg(e_i.)) = 12.53678                  F(4,2)              =      4.89
                                                Prob > F             =     0.1768

```

tcho	Coefficient	Std. err.	t	P> t	[95% conf. interval]	
inflation	.01622	.1961485	0.08	0.942	-.8277389	.8601789
inv	.0392962	.080333	0.49	0.673	-.3063489	.3849413
tauxint	.4523395	.1509448	3.00	0.096	-.1971236	1.101803
tauxcroissance	-.3851146	.4602611	-0.84	0.491	-2.365458	1.595229
_cons	166.8745	127.0918	1.31	0.320	-379.9575	713.7066

Le taux d'inflation est la seule variable significative dans notre modèle, ceci au seuil de 10%, une augmentation de l'inflation de 1%, permet d'augmenter le taux de chômage de 0.016%

Le modèle à effets aléatoire Between à un pouvoir explicatif de 0.9, la proportion de variance des données qui est expliquée par les différences entre les groupes est de 90%.

5.4. GLS effets aléatoire :

La régression GLS effets aléatoire est pertinente car elle permet de prendre en compte la structure de la corrélation qui peut exister entre nos données, ceci va nous permettre de modéliser les relations entre nos variables en utilisant des effets aléatoires, autrement dit, plutôt que de considérer ces paramètres comme étant constant, les régressions seront des variables aléatoires qui varient entre les individus.

Ce modèle est une extension de la régression par OLS, qui permet de prendre en compte des corrélations des observations, ceci peut permettre d'obtenir des estimations plus fiables

```
. xtreg tcho inflation inv tauxint tauxcroissance , re          /* GLS effets aléatoire
```

Random-effects GLS regression Number of obs = 816

Group variable: pays1 Number of groups = 7

R-squared:

 Within = 0.0146 Obs per group:

 Between = 0.4320 min = 79

 Overall = 0.0302 avg = 116.6

 max = 124

corr(u_i, X) = 0 (assumed) Wald chi2(4) = 17.47

 Prob > chi2 = 0.0016

tcho	Coefficient	Std. err.	z	P> z	[95% conf. interval]	
inflation	.0550715	.0162294	3.39	0.001	.0232625	.0868805
inv	-.0136105	.0125518	-1.08	0.278	-.0382116	.0109907
tauxint	-.0137638	.0180456	-0.76	0.446	-.0491325	.0216049
tauxcroissance	.0105515	.0113075	0.93	0.351	-.0116108	.0327138
_cons	138.6129	10.4204	13.30	0.000	118.1893	159.0365
sigma_u	10.451733					
sigma_e	73.85005					
rho	.01963642	(fraction of variance due to u_i)				

- Le modèle montre également que le chômage est positivement influencé par l'inflation, les autres variables restent non significatives.
- Une augmentation de 1% dans l'inflation permet d'augmenter le taux de chômage de 0.055%.
- Les résultats indiquent également que les effets aléatoires sont importants, avec une variance de 73.85005, en outre, la corrélation entre les erreurs systématiques et les variables explicatives est faible, avec une corrélation de 0.01963642.

5.5. MV effets aléatoires :

```

Iteration 0:  log likelihood = -4763.6217
Iteration 1:  log likelihood = -4706.3201
Iteration 2:  log likelihood = -4688.4275
Iteration 3:  log likelihood = -4687.3944
Iteration 4:  log likelihood = -4687.2949
Iteration 5:  log likelihood = -4687.2897
Iteration 6:  log likelihood = -4687.2897

```

Random-effects ML regression
Group variable: pays1

Number of obs = 816
Number of groups = 7

Random effects u_i ~ Gaussian

Obs per group:
min = 79
avg = 116.6
max = 124

Log likelihood = -4687.2897

Wald chi2(4) = 13.92
Prob > chi2 = 0.0075

tcho	Coefficient	Std. err.	z	P> z	[95% conf. interval]	
inflation	.0546055	.016515	3.31	0.001	.0222368	.0869743
inv	-.0026783	.0133216	-0.20	0.841	-.0287881	.0234316
tauxint	-.0202348	.0181234	-1.12	0.264	-.055756	.0152865
tauxcroissance	.013033	.0112735	1.16	0.248	-.0090627	.0351288

/sigma_u	135.3449	37.45112			78.68772	232.7967
/sigma_e	73.6775	1.83219			70.17258	77.35748
rho	.7714043	.0980371			.5432009	.915969

LR test of sigma_u=0: **chibar2(01) = 176.64**

Prob >= chibar2 = **0.000**

- L'effet de l'inflation sur le taux de chômage est positif, c'est-à-dire que lorsque l'inflation augmente, le taux de chômage augmente également.
- la variance des effets aléatoires est de 135,3449
- la variance de l'erreur est de 73,6775.
- Le coefficient de corrélation des effets aléatoires et de l'erreur est de 0,7714.

5.6. Test d'Hausman :

Le test de Hausman est utilisé pour choisir entre deux types de modèles de régression, un modèle à effets variables et un modèle à effets fixes. Il permet de comparer les estimations des coefficients obtenues avec chaque modèle, et de déterminer si les deux modèles sont équivalents ou non. Si il y a des différences significatives entre les deux modèles, le test rejette l'hypothèse nulle selon laquelle

les deux modèles de régression (modèle de panel et modèle à effets fixes) sont équivalents, c'est-à-dire qu'ils donnent des estimations des coefficients similaires.

```
b = Consistent under H0 and Ha; obtained from xtreg.
B = Inconsistent under Ha, efficient under H0; obtained from xtreg.

Test of H0: Difference in coefficients not systematic

      chi2(4) = (b-B)'[(V_b-V_B)^(-1)](b-B)
            = 13.69
Prob > chi2 = 0.0084

.
end of do-file
```

En se basant uniquement sur le R-carré global, nous pouvons constater que le modèle à effet aléatoire est plus performant que le modèle à effet fixe. Le test d'Hausman indique que la probabilité est inférieure à 0.05, les deux modèles ne donnent pas les mêmes résultats et le modèle à effet aléatoire est préférable.

Les R2 de nos modèles restent relativement faibles et nous n'avons pas réussi à rendre nos coefficients significatifs. Il est important de noter le taux d'intérêt, le taux de croissance et l'investissement ne sont pas significatifs dans nos modèles.

Nous allons utiliser les autres variables de notre base de données et réaliser d'autres régression sur python afin de vérifier s'il est possible d'obtenir des modèles plus pertinents avec un pouvoir explicatif plus élevé et des coefficients significatifs.

6. Modèles de régressions sur données Annuelles :

Sur cette partie, nous allons convertir nos données trimestrielles en données annuelles, ceci peut aider à avoir des données plus fiables qui serait moins sensible aux variations saisonnières et aux fluctuations de court terme, certaines variables de notre base de données contiennent des données manquantes, notamment la population active(pop_Act2), nous avons choisi de les supprimer.

Pour expliquer la variabilité du taux de chômage, nous avons choisi comme variables explicatives la balance courante, le coût de la main d'œuvre, le taux d'inflation et la population active.

6.1. Régression OLS :

```
# 1ère étape vérifier si pooled ols (simple pas pannel)
from linearmodels import PooledOLS
import statsmodels.api as sm
# définition variables exogènes et la variable endogène
exog_vars = ["infl", "balance courante", "CT_ME", "pop_Act2"]
endog = df['tx_ch']
exog = sm.add_constant(df[exog_vars])
mod = PooledOLS(endog, exog)
pooled_res = mod.fit()
pooledOLS_res = mod.fit(cov_type='clustered', cluster_entity=True)
```

PooledOLS Estimation Summary

```
=====
Dep. Variable:          tx_ch      R-squared:          0.2465
Estimator:             PooledOLS  R-squared (Between): 0.4479
No. Observations:      192        R-squared (Within):  0.2243
Date:                  Sat, Jan 21 2023  R-squared (Overall): 0.2465
Time:                  18:31:25         Log-likelihood       -411.27
Cov. Estimator:        Unadjusted

                               F-statistic:          15.296
                               P-value              0.0000
Entities:               31          Distribution:      F(4,187)
Avg Obs:                6.1935
Min Obs:                3.0000
Max Obs:                7.0000
                               F-statistic (robust):    15.296
                               P-value              0.0000
Time periods:           7          Distribution:      F(4,187)
Avg Obs:                27.429
Min Obs:                19.000
Max Obs:                31.000
=====
```

Parameter Estimates

```
=====
Parameter  Std. Err.    T-stat    P-value    Lower CI    Upper CI
-----
const      8.0792    0.3311    24.403    0.0000     7.4261     8.7323
infl       0.3056    0.1498     2.0404    0.0427     0.0101     0.6011
balance courante -0.1691    0.0518    -3.2652    0.0013    -0.2713    -0.0670
CT_ME      -1.0046    0.2991    -3.3588    0.0009    -1.5946    -0.4146
pop_Act2   -2.422e-05 3.498e-06  -6.9220    0.0000   -3.112e-05 -1.731e-05
=====
```

La p-value de F-statistique, est inférieur à $\alpha=0.01$ donc on rejette l'hypothèse nulle selon laquelle toutes les variables indépendantes du modèle sont conjointement insignifiantes, et donc au moins une des variables indépendantes est significative selon le modèle.

Le modèle permet d'expliquer 24% de la variabilité du taux de chômage, le pouvoir explicatif du modèle within est de 22,43%, celle du modèle between est de 44% ce qui indique que la variation inter-groupe est mieux expliquée par le modèle.

Toutes les variables sont significatives au seuil de 5%, elles ont donc un impact significatif sur la variabilité du taux de chômage :

Une augmentation du taux d'inflation de 1% augmente le taux de chômage de 30%.

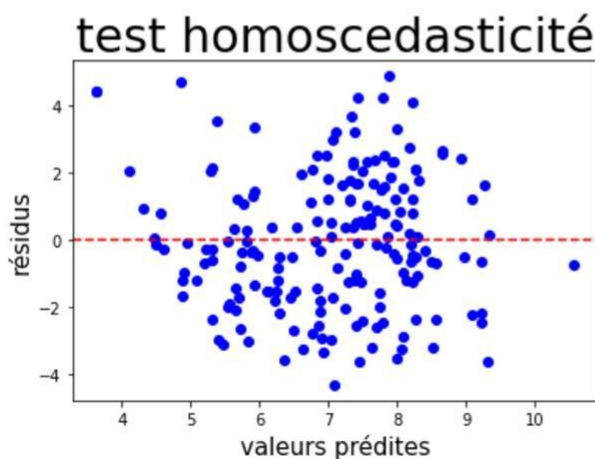
Une augmentation de la balance courante de 1 point augmente le taux de chômage de 0.0013%.

Une augmentation du cout de la main d'œuvre de 1 euros diminue le taux de chômage de 1%.

Une augmentation de la population active de 1 point diminue le taux de chômage de -2.422×10^{-5} %.

6.2. Test d'hétéroscédasticité :

```
fig, ax = plt.subplots()
ax.scatter(fittedvals_pooled_OLS, residuals_pooled_OLS, color = 'blue')
ax.axhline(0, color = 'r', ls = '--')
ax.set_xlabel('valeurs prédites', fontsize = 15)
ax.set_ylabel('résidus', fontsize = 15)
ax.set_title('test homoscedasticité', fontsize = 30)
plt.show()
```



Le graphique d'homoscédasticité ne nous permet pas de distinguer de façon fiable si la variance des erreurs est constante, nous allons réaliser un test de fiabilité, White et Breusch-Pagan afin de vérifier si la variance des erreurs d'un modèle de régression est constante ou dépend des observations :

```
# 3A.2 White-Test
from statsmodels.stats.diagnostic import het_white, het_breuschpagan
pooled_OLS_df = pd.concat([df, residuals_pooled_OLS], axis=1)
pooled_OLS_df = pooled_OLS_df.drop(['year'], axis = 1).fillna(0)
exog = sm.tools.tools.add_constant(exog).fillna(0)
white_test_results = het_white(pooled_OLS_df['residual'], exog)
labels = ['LM-Stat', 'LM p-val', 'F-Stat', 'F p-val']
print(dict(zip(labels, white_test_results)))

# 3A.3 Breusch-Pagan-Test
breusch_pagan_test_results = het_breuschpagan(pooled_OLS_df['residual'], exog)
labels = ['LM-Stat', 'LM p-val', 'F-Stat', 'F p-val']
print(dict(zip(labels, breusch_pagan_test_results)))
```

```
{'LM-Stat': 72.73823583774237, 'LM p-val': 0.004134077362960138, 'F-Stat': 1.97100304510916, 'F p-val': 0.0011071637520313749}
{'LM-Stat': 29.704440654324074, 'LM p-val': 0.00023836975597156111, 'F-Stat': 4.123511842515323, 'F p-val': 0.00013742590842091298}
```

Le test de White nous donne une p-value inférieure à 0.05 et donc on rejette l'hypothèse nulle selon laquelle le terme d'erreur est homoscédastique, ce qui signifie que la variance n'est pas constante à travers les pays, en effet, le résultat affiché dans l'output signifie qu'il y a une hétéroscédasticité et

que les erreurs standard des coefficients de régression sont biaisées et donc le modèle pooled OLS n'est pas le meilleur modèle pour notre cas pour expliquer notre variable endogène, ou alors il faudrait d'abord corriger cette hétéroscédasticité.

La p-value du test de Breusch-Pagan est inférieure à 5% donc on rejette l'hypothèse nulle selon laquelle le terme d'erreur est homoscédastique, c'est-à-dire que la variance n'est pas constante. Et donc on conclut à partir des deux tests que les erreurs standard des coefficients de régression sont biaisées.

Comme les données de panel ont une composante temporelle, nous allons vérifier donc la corrélation entre les termes d'erreur de périodes pour un pays en utilisant le test de durbin watson :

```
# Durbin-Watson-Test
from statsmodels.stats.stattools import durbin_watson

durbin_watson_test_results = durbin_watson(residuals_pooled_OLS)
print(durbin_watson_test_results)

0.4453415118302163
```

Le résultat de Durbin Watson est compris entre 0 – 2 et plus proche de zéro ce qui signifie autocorrélation positive élevée.

6.3. Modèle à effet fixe vs modèle à effet aléatoire :

Pour prendre en compte le temps et les caractéristiques des pays, on utilise les deux modèles à effet individuel et à effet fixe.

Il est important de rappeler que le modèle suppose que l'effet spécifique à chaque individu varie dans le temps et n'a aucune relation avec les variables explicatives. $Cov(X_{it}; \alpha_i | X) = 0 \forall t \forall i$.


```

from linearmodels import PanelOLS
exog_vars = ["tx_c_ant", "tx_int", "balance courante", "pop_Act2"]
endog = df['tx_ch']
exog = sm.add_constant(df[exog_vars])
# Modèle à effet fixe
model_fe = PanelOLS(endog, exog, entity_effects = True)
fe_res = model_fe.fit()
#resultats
print(fe_res)

```

PanelOLS Estimation Summary

```

=====
Dep. Variable:          tx_ch      R-squared:                0.2854
Estimator:              PanelOLS   R-squared (Between):      -2.5929
No. Observations:       187        R-squared (Within):       0.2854
Date:                   Sat, Jan 21 2023  R-squared (Overall):     -0.0489
Time:                   19:07:28      Log-likelihood            -380.25
Cov. Estimator:         Unadjusted

                               F-statistic:          15.176
                               P-value              0.0000
Entities:                31          Distribution:          F(4,152)
Avg Obs:                 6.0323
Min Obs:                 4.0000
Max Obs:                 7.0000      F-statistic (robust):    15.176
                               P-value              0.0000
Time periods:            7          Distribution:          F(4,152)
Avg Obs:                 26.714
Min Obs:                 19.000
Max Obs:                 31.000

```

Parameter Estimates

```

=====
               Parameter  Std. Err.    T-stat    P-value    Lower CI    Upper CI
-----
const           11.105      0.6835     16.247     0.0000     9.7547     12.455
tx_c_ant        -0.2572     0.0697     -3.6886     0.0003    -0.3950    -0.1195
tx_int          -0.3516     0.1584     -2.2203     0.0279    -0.6646    -0.0387
balance courante -0.1588     0.0531     -2.9894     0.0033    -0.2638    -0.0539
pop_Act2        -2.658e-05    3.62e-06    -7.3425     0.0000   -3.373e-05  -1.943e-05
=====

```

F-test for Poolability: 1.4776

P-value: 0.0668

Distribution: F(30,152)

Included effects: Entity

Les deux modèles sont relativement pertinents, même si le FE semble légèrement mieux avec une explication de variance de modèle de 28%.

Pour déterminer lequel du modèle à effets fixes et à effets aléatoires est plus approprié pour notre jeu de données de panel, nous allons réaliser un test d'Hausman comme montre la figure ci-dessous :

```
# test d'hausman pour trancher fe ou re
import numpy.linalg as la
from scipy import stats
import numpy as np
def hausman(model_fe, model_re):
    b = model_fe.params
    B = model_re.params
    v_b = model_fe.cov
    v_B = model_re.cov
    df = b[np.abs(b) < 1e8].size
    chi2 = np.dot((b - B).T, la.inv(v_b - v_B).dot(b - B))
    pval = stats.chi2.sf(chi2, df)
    return chi2, df, pval
hausman_results = hausman(fe_res, re_res)
print('chi-Squared: ' + str(hausman_results[0]))
print('degrees of freedom: ' + str(hausman_results[1]))
print('p-Value: ' + str(hausman_results[2]))

chi-Squared: 34.6431833753676
degrees of freedom: 9
p-Value: 6.88641083888245e-05
```

la $PV < 0.05$ et donc l'hypothèse nulle est rejetée cela suggère que les effets spécifiques à l'individu sont corrélés avec les variables indépendantes et donc le modèle à effet fixes est plus approprié.

7. Simulation sur modèle de réseaux de neurones :

Dans cette partie, nous allons réaliser des simulations en utilisant un modèle de deep learning, pour cela nous allons utiliser un ANN, qui est un modèle réseaux de neurones artificiels visant à résoudre des problèmes complexes tels que la reconnaissance d'images, la reconnaissance de la parole, et la prévision des cours boursiers.

Nous avons choisi d'utiliser ce modèle car il nous semble le plus approprié pour réaliser des simulations sur l'évolution du taux de chômage sur les différents pays en modifiant la valeur de nos exogènes.

Les variables ont été sélectionnés par corrélation, nous avons choisis les variables qui sont le plus corrélés avec le taux de chômage mais qui n'ont pas de corrélations significatives entre elles. Nous nous sommes également basés sur le nombre de valeurs manquantes de chaque variables, les variables qui ont un nombre de données manquantes important ne seront pas utilisées, car le modèle a besoin d'un nombre important de données pour pouvoir apprendre à prédire.

nous avons sélectionnées les variables suivantes :

Le taux d'inflation.

La formation brute du capital fixe

Le cout de la main d'œuvre

Le taux de chômage anticipé

Le taux de croissance du PIB

Ainsi que le pays, car le taux de chômage évolue différemment selon la conjoncture des pays.

[] x

	LOCATION	tx_infl	INV_FBCF	CT_ME	Tx_c_Ant	Tx_c
TIME						
1991-01-01	1	6.439066	0.820988	2.102831	10.138329	-1.427069
1991-04-01	1	6.207192	-1.133846	0.652376	10.339007	0.466261
1991-07-01	1	5.807546	0.311978	0.830672	10.440722	0.133908
1991-10-01	1	4.093567	1.401239	0.764802	10.333840	0.184531
1992-01-01	1	1.583435	-0.694538	0.319875	10.597867	0.072894
...
2020-10-01	7	1.239488	-3.477624	2.367768	6.779672	0.963213
2021-01-01	7	1.898514	-3.383369	-0.782308	6.206279	1.542792
2021-04-01	7	4.848945	-3.582290	1.004822	5.896130	1.707016
2021-07-01	7	5.335693	-3.844942	2.149170	5.094240	0.656694
2021-10-01	7	6.689106	-3.693554	0.885712	4.217229	1.695694

857 rows x 6 columns

7.1. Set d'entraînement et de test :

Sur un l'échantillon de 857 observations dont nous disposons, nous avons choisi de répartir 80% des observations au set d'entraînement du modèle, et 20% au set de test qui servira à valider les prévisions de notre modèle.

```
[ ] # Convertir Pandas en Numpy pour Keras

# Features (ou caractéristiques)
x = x.values

# Label (ou étiquette)
y = df['tx_cho'].values

# Split (séparation / répartition)
x_train, x_test, y_train, y_test = train_test_split(x,y,test_size=0.2)
```

```
[ ] x_train.shape

(685, 6)
```

```
[ ] x_test.shape

(172, 6)
```

```
[ ] y_train.shape

(685,)
```

```
[ ] y_test.shape

(172,)
```

7.2. Test de normalité :

Avant d'entraîner notre modèle et réaliser des simulations sur le taux de chômage, nous allons vérifier si cette variable suit une loi normale, dans le cas contraire nous allons normaliser sa distribution, ceci n'est pas une nécessité mais va nous permettre d'obtenir des prévisions qui seront plus fiable, pour ce faire, nous avons choisi d'utiliser le test de shapiro :

```
[16] from scipy.stats import shapiro

# test de normalité
test_norm=shapiro(df['tx_cho'])
print(test_norm)

ShapiroResult(statistic=0.9776129722595215, pvalue=2.805526921889623e-10)
```

La P-value du test de Shapiro est inférieure à 5%, nous rejetons donc l'hypothèse nulle selon laquelle la distribution du taux de chômage suit une loi normale, nous devons donc normaliser sa distribution, pour cela, nous allons utiliser le StandardScaler de scikit-learn pour normaliser le taux de chômage mais également les exogènes de notre modèle.

```
] from sklearn.preprocessing import StandardScaler

] scaler = StandardScaler()

] scaler.fit(X_train)

StandardScaler()

] X_train = scaler.transform(X_train)
  X_test = scaler.transform(X_test)
```

7.3. Structure du modèle :

Nous avons choisi d'utiliser un modèle à 5 couches de neurones, une première couche d'entrée qui contient 16 neurones, 3 autres couches qui contiennent respectivement 8, 8 et 4 neurones, et une couche de sortie de 1 neurone qui nous donnera notre prévision.

```
model = Sequential()

model.add(Dense(16,activation='relu'))
model.add(Dense(8,activation='relu'))
model.add(Dense(8,activation='relu'))
model.add(Dense(4,activation='relu'))

# Couche finale pour notre prédiction avec un seul noeud de sortie
model.add(Dense(1))

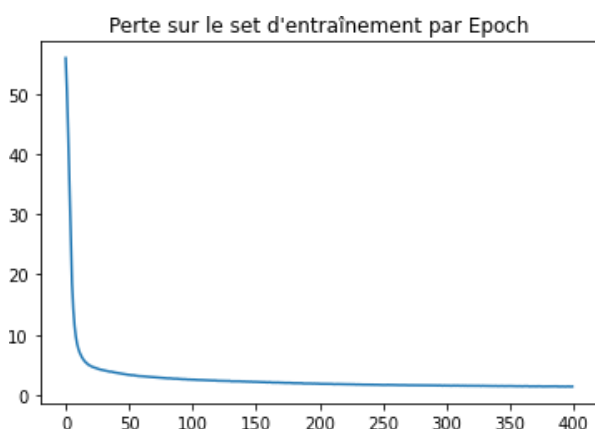
model.compile(optimizer='rmsprop',loss='mse')
```

Nous avons choisi un taux d'apprentissage de 0.01, nous avons choisi un taux d'apprentissage faible, car nous avons un nombre de données relativement important réparti sur 6 variables, ceci prendra plus de temps et nécessite beaucoup d'itérations, c'est la raison pour laquelle Le modèle sera entraîné sur 400 epochs (une epochs correspond à une itération complète sur l'ensemble des données d'entraînement d'un modèle), ceci va notamment permettre de mettre à jour ses poids et améliorer sa précision.

```
model.fit(X_train,y_train,epochs=400, validation_split=0.01)
```

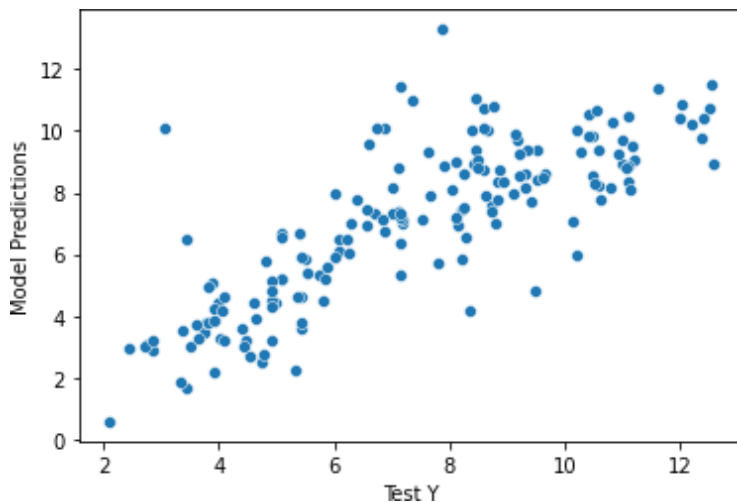
7.4. Fonction cout et prévision du modèle

- **Fonction cout :**



On peut voir que la fonction coût de notre modèle diminue au fur et mesure de epochs et se stabilise vers la fin, ce qui signifie que notre modèle à un bon apprentissage et que le nombre d'epochs est suffisant. augmenter le nombre d'epochs ne servira pas à grand-chose car celle-ci devient constante à la fin.

- **Prévisions :**



Dans le cas d'une prévision parfaite, nous aurions eu une corrélation linéaire parfaite entre nos prévisions et la valeur réel du taux de chômage, or ceci est difficile sur une variable quantitative, de plus, l'augmentation du nombre d'epochs, la baisse du taux d'apprentissage ou l'amélioration de la structure de notre modèle peut améliorer notre prévision mais pourrait constituer un risque, car nous pourrions être en sur-apprentissage et nos prévisions futur ne serait pas pertinentes.

il existe tout de même une relation positive entre les deux variables, il ne prédit pas les valeurs exactes, cependant ces précisions sont fiables, le modèle a réussi à capturer les tendances, et plusieurs valeurs sur le set de test ont été correctement prédite par le modèle, pour un nombre important de données, le RMSE du modèle reste faible.

```
#RMSE
test_score**0.5
1.6591444095949752
```

7.5. Simulation :

Pour réaliser ces simulations nous avons supposé pour tous les pays :

- Un taux d'inflation de 5%
- Un investissement de(FBCF) 2,5
- Un coût de main d'œuvre de 2
- Un taux de chômage anticipé de 4%
- Un taux de croissance du PIB de 2%

Pour ces différentes conjonctures nous avons obtenu les prévisions suivantes des taux de chômage :

Canada	Allemagne	France	Royaume- Uni	Italie	Japon	USA
8,74%	7.9%	7,6%	9,31%	10,84%	12,31%	12,25%

```
[158] Allemagne= [[2,5,2.5,2,4,2]]
      Allemagne= scaler.transform(Allemagne)
      model.predict(Allemagne)

1/1 [=====] - 0s 21ms/step
array([[7.90676]], dtype=float32)

[160]
      France= [[3,5,2.5,2,4,2]]
      France= scaler.transform(France)
      model.predict(France)

1/1 [=====] - 0s 112ms/step
array([[7.6778483]], dtype=float32)

[162]
      GBR= [[4,5,2.5,2,4,2]]
      GBR= scaler.transform(GBR)
      model.predict(GBR)

1/1 [=====] - 0s 28ms/step
array([[9.311288]], dtype=float32)

[163] ITALIE= [[5,5,2.5,2,4,2]]
      ITALIE= scaler.transform(ITALIE)
      model.predict(ITALIE)
```

```
[164] Japon= [[6,5,2.5,2,4,2]]
      Japon= scaler.transform(Japon)
      model.predict(Japon)

1/1 [=====] - 0s 2
array([[12.322078]], dtype=float32)

[165] USA= [[7,5,2.5,2,4,2]]
      USA= scaler.transform(USA)
      model.predict(USA)

1/1 [=====] - 0s 3
array([[12.255384]], dtype=float32)

[167] CANADA= [[1,5,2.5,2,4,2]]
      CANADA= scaler.transform(CANADA)
      model.predict(CANADA)

1/1 [=====] - 0s 8
array([[8.748506]], dtype=float32)
```

- Conclusion :

En comparant les différents pays du G7, cette étude économétrique a permis de mettre en évidence plusieurs déterminants du taux de chômage. Nos résultats mettent en évidence que le taux d'inflation, la balance courante, le coût de la main-d'œuvre, la part de la population active, le taux de chômage anticipé et le taux d'intérêt peuvent avoir un impact significatif sur le taux de chômage, cependant, ces variables ne confirment pas toutes nos hypothèses.

L'impact du taux d'inflation, de la balance courante et la part de la population active sont significatives et ont un impact négatif sur le taux de chômage dans certains de nos modèles, nous pouvons donc confirmer nos hypothèses sur ces variables. Cependant, nous avons également supposé un impact positif du taux d'intérêt, du taux de chômage anticipé et du coût de la main-d'œuvre sur le taux de chômage, or cet impact est significatif dans certains modèles mais il est négatif, ce qui ne confirme donc pas nos hypothèses. Nous avons également vu que les modèles à effets aléatoires donnent de meilleurs résultats que les modèles à effets fixes dans le cadre de données trimestrielles, mais pour les données annuelles, les modèles à effets aléatoires sont plus appropriés, nous pouvons supposés que cette différence est due aux tendances et variations économiques qui peuvent être plus présente sur des données trimestrielles, cependant des études plus approfondies sont nécessaires pour confirmer cela. Le modèle de réseaux de neurone peut constituer un outil d'aide à la décision, il permet de simuler l'impact de différents scénarios économique, et des conséquences que peuvent avoir différentes politiques économiques.

Cette étude n'est pas une fin en soi et présente des limites, le pouvoir explicatif de nos modèles est relativement faible, en outre, il existe d'autres déterminants du taux de chômage qui n'ont pas été pris en compte. le modèle de simulation peut être amélioré et entraîné sur un échantillon plus large pour permettre d'obtenir des prévisions et des simulations plus fiables.

● Bibliographie :

- KREISHAN, Fuad M. Economic growth and unemployment: An empirical analysis. *Journal of social sciences*, 2011, vol. 7, no 2, p. 228-231.
- CHAND, Khem, TIWARI, Rajesh, et PHUYAL, Manish. Economic growth and unemployment rate: An empirical study of Indian economy. *Pragati: Journal of Indian Economy*, 2017, vol. 4, no 2, p. 130-137.
- Hassan, M. & Nassar, R. (2015). Effects of debt and GDP on the unemployment rate: An empirical study. *Journal of International Business Disciplines*, 10(2), 52-69
- Balan, M., (2014). Analysis of unemployment among young individuals from Romania by econometric methods. *Internal Auditing and Risk Management*, 9(3), 90-97.
- Gil-Alana, L.A. (2010). A seasonal fractional multivariate model. A testing procedure and impulse responses for the analysis of GDP and unemployment dynamics. *Empirical Economics*, 38(2), 471-501
- Fakhri, H. (2011). Relationship between inflation and economic growth in Azerbaijani economy: Is there any threshold effect? *Asian Journal of Business and Management Sciences*, 1(1), 1-11.
- Sackey, H. A. & B. Osei (2006). Human resource underutilisation in an era of poverty reduction: An analysis of unemployment and underemployment in Ghana. *African Development Review*, 18(2), 221-247.
- Anyanwu, J. C. (2013). Characteristics and macroeconomic determinants of youth employment in Africa. *African Development Review*, 25(2), 107-29
- Shapiro, C. & J. E. Stiglitz (1984). Equilibrium unemployment as a worker discipline device. *American Economic Review*, 74(06), 433-444.
- ABBAS, Shujaat. Long term effect of economic growth on unemployment level: In case of Pakistan. *Journal of Economics and Sustainable Development*, 2014, vol. 5, no 11, p. 103-108.
- Okun, Arthur M. (1962) "Potential GNP: Its Measurement and Significance." In *Proceedings, Business and Economic Statistics Section of the American Statistical Association*, pp. 89-104
- ¹ Seyfried, W. (2004). Examining the relationship between employment and economic growth in ten largest states. *Southwestern Economic Review*, 1-12.
- Noor, Z. M., Nor, N. M., & Ghani, J. A. (2007). The Relationship between Output and Unemployment in Malaysia: Does Okun's Law exist? *Int. Journal of Economics and Management*, 1 (3), 337-344.
- Eita, J. H., & Ashipala, J. M. (2010). Determinants of Unemployment in Namibia. *International Journal of Business and Management*, 5 (10), 1-13.
- Moosa, I. (2008). Economic Growth and Unemployment in Arab Countries: Is okun's law Valid? *International Conference on Unemployment crises in Arab Countries*.
- Kreishan, F. M. (2011). Economic Growth and Unemployment: An Empirical Analysis. *Journal of Social Sciences*, 7 (2), 228-231.
- CONOVER, Pamela Johnston, FELDMAN, Stanley, et KNIGHT, Kathleen. Judging inflation and unemployment: The origins of retrospective evaluations. *The Journal of Politics*, 1986, vol. 48, no 3, p. 565-588
- Todaro, M. (1969). A Model of Labor Migration and Urban Unemployment in Less Developed Countries, *American Economic Review*. 69: 486-499.
- Harris, J., Todaro, M. (1970). Migration, Unemployment and Development: A Two-Sector Analysis. *American Economic Review*, 60(1): 26-42.
- LI, Shi, WHALLEY, John, et XING, Chunbing. China's higher education expansion and unemployment of college graduates. *China Economic Review*, 2014, vol. 30, p. 567-582.
- Unemployment expectations and job search behavior: Evidence from the USA and Germany J. P. Haefke et al., "Labour Economics" 2017.

- « Current Account and Labor Market Dynamics » Y. Endo et al., "Economic Inquiry" 2016.
- MUCUK, Mehmet et DEMIRSEL, M. Tahir. L'effet des investissements directs étrangers sur le chômage : preuves à partir de données de panel pour sept pays en développement. *Journal of Business Economics and Finance* , 2013, vol. 2, n° 3, p. 53-66.
- MANKIW, N. Gregory. The inexorable and mysterious tradeoff between inflation and unemployment. *The Economic Journal*, 2001, vol. 111, no 471, p. 45-61.
- BARNICHON, Regis. Productivity and unemployment over the business cycle. *Journal of Monetary Economics*, 2010, vol. 57, no 8, p. 1013-1025.
- BERTANI, Filippo, RABERTO, Marco, et TEGLIO, Andrea. The productivity and unemployment effects of the digital transformation: an empirical and modelling assessment. *Review of Evolutionary Political Economy*, 2020, vol. 1, no 3, p. 329-355.
- Sjaastad, L.A. (1962). The Costs and Returns of Human Migration, *The Journal of Political Economy*. 70: 80-93.
- FROMENTIN, Vincent. The relationship between immigration and unemployment: The case of France. *Economic Analysis and Policy*, 2013, vol. 43, no 1, p. 51-66.