

République Tunisienne  
Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique  
Université de Carthage - Ecole Supérieure de la Statistique et de l'Analyse de l'Information



## **Rapport de projet de fin d'année**

*fait par*

Aymen Khouja

---

*Processus VAR : Etude de l'impact de la croissance  
monétaire sur l'inflation en Allemagne.*

---

sous la direction de :

**Selma JELASSI**

# Table des matières

Introduction :	4
I. <a href="#">Théorie économique</a> :	5
1) L'inflation :	5
2) La masse monétaire :	5
3) Relation entre Inflation et masse monétaire:	5
II. Méthodes temporelles :	6
1) Séries temporelles :	<b>Error! Bookmark not defined.</b>
2) Stationnarité et les tests de racine unitaire :	<b>Error! Bookmark not defined.</b>
3) Causalité au sens de Granger :	8
4) Modélisation VAR :	9
III. Aspect pratique :	<b>Error! Bookmark not defined.</b>
A. Présentation des variables et stationnarité.....	<b>Error! Bookmark not defined.</b>
1) Base de données :	<b>Error! Bookmark not defined.</b>
2) Représentation graphique des séries :	<b>Error! Bookmark not defined.</b>
3) Tests de stationnarité : test ADF.....	<b>Error! Bookmark not defined.</b>
a) L'inflation :	<b>Error! Bookmark not defined.</b>
b) Masse monétaire :	<b>Error! Bookmark not defined.</b>
B. Application de la modélisation VAR :	<b>Error! Bookmark not defined.</b>
1) Détermination du lag optimal et tests de diagnostics :	<b>Error! Bookmark not defined.</b>
a) Estimation du VAR :	<b>Error! Bookmark not defined.</b>
b) Vérification de la stationnarité du processus :	<b>Error! Bookmark not defined.</b>
c) Test de causalité :	<b>Error! Bookmark not defined.</b>
2) Diagnostique du VAR estimé :	<b>Error! Bookmark not defined.</b>
a) Résultat sous forme d'équation :	<b>Error! Bookmark not defined.</b>
b) Tests post-estimations :	<b>Error! Bookmark not defined.</b>
3) Fonctions de réponses impulsionnelles et Structure Dynamique du processus VAR	<b>Error! Bookmark not defined.</b>
a) Analyse graphique des fonctions de réponse impulsionnelle :	<b>Error! Bookmark not defined.</b>
b) Décomposition de la variance :	<b>Error! Bookmark not defined.</b>
c) Cointégration :	23
IV. Conclusion :	25

V. Bibliographie : .....	26
--------------------------	----

## Remerciements

Avant de débiter ce rapport, je tiens à exprimer notre gratitude envers notre professeure, Madame Selma Jelassi. Elle nous a soutenus et encouragés tout au long de nos projets, faisant preuve d'une grande générosité en matière de formation et d'encadrement. Je tiens également à la remercier pour ses conseils avisés et son aide précieuse tout au long des différentes étapes de ma mission, qui ont grandement contribué à la qualité de ce rapport.

# Introduction

Ce projet à vocation éducatif est inscrit dans un cadre d'apprentissage académique au cours « Atelier Statistique » prodigué à l'Ecole Supérieure de la Statistique et de l'Analyse de l'Information.

L'objectif de ce rapport est de présenter les résultats d'un projet qui étudie la relation entre l'inflation et la masse monétaire à l'aide d'un modèle vectoriel autorégressif (VAR). L'inflation est un indicateur macroéconomique crucial qui mesure le taux auquel le niveau général des prix des biens et services dans une économie augmente au fil du temps. La masse monétaire, quant à elle, fait référence à la quantité totale d'argent en circulation dans une économie, y compris l'argent liquide et les dépôts bancaires.

Le projet cherche à comprendre la relation dynamique entre ces deux variables et à analyser comment les changements de politique monétaire, tels que les changements de taux d'intérêt ou de masse monétaire, peuvent avoir un impact sur les niveaux d'inflation. En utilisant un modèle VAR pour étudier cette relation, nous pouvons comprendre comment les différentes variables économiques s'influencent mutuellement au fil du temps et identifier les effets décalés des changements de masse monétaire sur l'inflation.

Pour atteindre cet objectif, nous avons recueilli des données sur l'inflation et la masse monétaire au cours d'une période donnée et estimé un modèle VAR à l'aide d'un logiciel statistique. Nous avons ensuite procédé à une analyse complète des résultats, en examinant les relations à court et à long terme entre l'inflation et la masse monétaire et en identifiant les facteurs les plus significatifs qui influencent ces variables.

Dans l'ensemble, ce rapport fournit un compte rendu détaillé de notre projet et des connaissances que nous avons acquises sur la relation complexe entre l'inflation et la masse monétaire. Nous pensons que nos résultats peuvent être utiles aux décideurs politiques et aux économistes qui cherchent à développer des stratégies de politique monétaire efficaces et à gérer les risques macroéconomiques qui découlent des variations de ces variables.

# Chapitre 1

## Théorie économique

### 1) Inflation :

L'inflation est une augmentation générale et prolongée des prix des biens et des services dans une économie. Elle est mesurée par l'indice des prix à la consommation (IPC). Une inflation élevée peut entraîner une perte de pouvoir d'achat pour les individus et entraver la croissance économique.

### 2) Masse monétaire :

La masse monétaire est l'ensemble de la monnaie en circulation dans une économie, c'est-à-dire la somme des billets de banque et des pièces en circulation, ainsi que les dépôts bancaires à vue. Elle peut être utilisée pour mesurer la quantité de monnaie disponible pour financer l'économie, et est souvent utilisée comme indicateur de la politique monétaire d'une banque centrale.

### 3) Relation entre inflation et masse monétaire :

Il existe généralement une relation entre la masse monétaire et l'inflation. Une augmentation de la masse monétaire peut entraîner une hausse de l'inflation, car il y a plus de liquidités disponibles pour financer l'économie, ce qui peut entraîner une hausse des prix. Cependant, cette relation n'est pas toujours directe et peut être affectée par d'autres facteurs tels que la croissance économique, la productivité et les taux d'intérêt. Les banques centrales utilisent souvent des politiques monétaires pour tenter de contrôler l'inflation en régulant la masse monétaire.

# Chapitre 2

## Méthodes temporelles

### 1) Séries temporelles :

L'analyse des séries temporelles est une méthode statistique largement utilisée en économie et dans d'autres domaines pour étudier le comportement des données dans le temps. Les données de séries temporelles sont constituées d'observations collectées à intervalles réguliers sur une période donnée. Les cours de la bourse, le PIB, les relevés de température et les chiffres de la population sont des exemples de données de séries temporelles.

L'analyse des séries temporelles peut être utilisée pour extraire des modèles et des tendances des données, faire des prévisions et estimer l'impact de différentes variables sur le résultat recherché. L'une des principales caractéristiques des données de séries chronologiques est qu'elles présentent souvent une dépendance temporelle, ce qui signifie que la valeur d'une variable à un moment donné est liée à sa valeur à des moments antérieurs.

Les modèles de séries temporelles peuvent être classés comme univariés ou multivariés, selon qu'ils analysent le comportement d'une seule variable dans le temps ou de plusieurs variables simultanément. Les modèles univariés sont utilisés pour analyser le comportement d'une seule variable, tandis que les modèles multivariés sont utilisés pour étudier les relations entre plusieurs variables dans le temps.

L'analyse des séries temporelles a de nombreuses applications en économie, en finance et dans d'autres domaines. Par exemple, l'analyse des séries temporelles peut être utilisée pour prévoir les valeurs futures d'une variable, comme le cours des actions ou les taux d'inflation. L'analyse des séries temporelles peut également être utilisée pour identifier les tendances et les modèles sous-jacents dans les données et pour détecter les anomalies ou les événements inhabituels susceptibles d'intéresser les chercheurs ou les décideurs politiques.

Dans l'ensemble, l'analyse des séries temporelles est un outil puissant pour comprendre le comportement des données dans le temps et pour faire des prédictions et des estimations sur les tendances futures. Dans ce rapport, nous utilisons l'analyse des séries temporelles pour étudier la relation entre l'inflation et la masse monétaire, dans le but d'identifier les facteurs

clés qui influencent ces variables et l'impact des changements de politique monétaire sur les taux d'inflation.

## **2) Stationnarité et les tests de racine unitaire :**

La stationnarité est une hypothèse essentielle pour de nombreux modèles de séries temporelles. Une série temporelle stationnaire est une série dont les propriétés statistiques des données ne changent pas au fil du temps. Ces propriétés comprennent la moyenne, la variance et la fonction d'autocorrélation.

Une série temporelle qui n'est pas stationnaire est dite non stationnaire. La non-stationnarité peut être due à diverses raisons, telles que les tendances, la saisonnalité et les cycles. Les séries temporelles non stationnaires peuvent être difficiles à modéliser et peuvent produire des prévisions peu fiables.

Pour vérifier la stationnarité, nous pouvons examiner le tracé de la série temporelle et effectuer des tests statistiques tels que le test ADF (Augmented Dickey-Fuller). Si le test ADF rejette l'hypothèse nulle d'une racine unitaire dans la série temporelle, nous pouvons conclure que la série est stationnaire.

Une racine unitaire est un terme statistique utilisé pour décrire une série temporelle dont la racine est égale à 1. Une racine unitaire indique que la série temporelle est non stationnaire et présente un comportement tendanciel. En d'autres termes, une racine unitaire suggère que les propriétés statistiques de la série temporelle changent au fil du temps et ne peuvent être modélisées avec précision à l'aide de méthodes statistiques standard.

Les tests de racine unitaire sont des tests statistiques utilisés pour déterminer si une série temporelle possède une racine unitaire. Le test de racine unitaire le plus couramment utilisé est le test ADF (Augmented Dickey-Fuller). Le test ADF compare la série temporelle à un modèle de marche aléatoire et détermine si la série présente un comportement non stationnaire.

Si le test ADF rejette l'hypothèse nulle d'une racine unitaire dans la série temporelle, nous pouvons conclure que la série est stationnaire. En revanche, si le test ADF ne rejette pas l'hypothèse nulle, nous pouvons conclure que la série est non stationnaire et présente un comportement tendanciel.

Les tests de racine unitaire sont essentiels dans l'analyse des séries temporelles car ils nous permettent de déterminer si les propriétés statistiques de la série temporelle sont constantes dans le temps ou si elles changent avec le temps. Cette information est cruciale pour sélectionner les modèles de séries temporelles appropriés, estimer les paramètres et faire des prévisions fiables.

### 3) Causalité au sens de Granger :

La causalité de Granger est un concept statistique utilisé pour tester si une variable de série temporelle est utile pour prédire une autre variable de série temporelle. L'idée de base de la causalité de Granger est que si X est utile pour prédire Y, alors les valeurs passées de X doivent contenir des informations sur les valeurs futures de Y qui ne sont pas déjà prises en compte par les valeurs passées de Y.

Nous pouvons exprimer cette idée mathématiquement à l'aide de modèles de régression. Supposons que nous ayons deux variables de séries temporelles, X et Y, et que nous voulions tester si X provoque Y par effet de Granger :

Modèle 1 :

$$Y_t = a + b_1Y_{t-1} + b_2Y_{t-2} + \dots + b_pY_{t-p} + e_t$$

Modèle 2 :

$$Y_t = a + b_1Y_{t-1} + b_2Y_{t-2} + \dots + b_pY_{t-p} + X_t + c_1X_{t-1} + c_2X_{t-2} + \dots + c_qX_{t-q} + e_t$$

Dans le modèle 1, nous n'utilisons que les valeurs retardées de Y comme prédicteurs de  $Y_t$ . Dans le modèle 2, nous incluons à la fois les valeurs décalées de Y et les valeurs décalées de X comme prédicteurs de  $Y_t$ . Si X provoque Y par effet Granger, nous nous attendons à ce que l'ajout de X au modèle 2 améliore son pouvoir prédictif par rapport au modèle 1.

Nous pouvons tester la causalité de Granger à l'aide de la statistique du test F :

$$F = \frac{RSS_1 - RSS_2}{\frac{RSS_2}{n-p-q-1}}$$
 où  $RSS_1$  est la somme des carrés résiduels pour le modèle 1,  $RSS_2$  est la somme

des carrés résiduels pour le modèle 2, n est la taille de l'échantillon, p est le nombre de retards de Y dans les modèles, et q est le nombre de retards de X dans le modèle 2.

Si F est supérieur à la valeur critique pour un niveau de signification donné, nous rejetons l'hypothèse nulle selon laquelle X ne cause pas Y par effet de Granger et nous concluons que X cause Y par effet de Granger.

En résumé, la causalité de Granger est un concept statistique qui peut être testé à l'aide de modèles de régression et de tests F. Elle nous permet de déterminer si une période de temps est nécessaire à la réalisation d'un projet. Il nous permet de déterminer si une variable de série temporelle est utile pour prédire une autre variable de série temporelle, sur la base de l'idée que les valeurs passées du prédicteur devraient contenir des informations sur les valeurs futures de la réponse qui ne sont pas déjà capturées par les valeurs passées de la réponse.



#### 4) Modélisation VAR :

Les modèles de VAR (Vector Autoregression) sont un type de modèle statistique utilisé pour analyser les relations causales entre plusieurs séries temporelles. Ils permettent de déterminer comment une variation dans une série temporelle (appelée variable dépendante) est causée par les variations dans d'autres séries temporelles (appelées variables explicatives ou indépendantes).

Un modèle VAR décrit l'évolution d'un ensemble de  $k$  variables, appelées variables endogènes, dans le temps. Chaque période de temps est numérotée,  $t = 1, \dots, T$ . Les variables sont rassemblées dans un vecteur,  $y_t$ , qui est de longueur  $k$ . (De manière équivalente, ce vecteur pourrait être décrit comme une matrice  $(k \times 1)$ ). Le vecteur est modélisé comme une fonction linéaire de sa valeur précédente. Les composantes du vecteur sont appelées  $y_{i,t}$ , c'est-à-dire l'observation au temps  $t$  de la  $i$ -ème variable.

Par exemple, si la première variable est l'inflation, alors  $y_{1,2000}$  correspond à la valeur de l'inflation à l'année 2000.

Les modèles VAR sont définis par leur ordre, qui est le nombre de périodes précédentes incluses dans le modèle. Par exemple, un VAR d'ordre 5 prend en compte les taux d'inflation des cinq dernières années pour prédire le taux d'inflation actuel. Un retard est la valeur d'une variable à une période antérieure. Ainsi, en général, un VAR d'ordre  $p$  inclut les retards des  $p$  dernières périodes. Ce modèle est noté "VAR( $p$ )" et parfois appelé "VAR avec  $p$  retards".

Un modèle VAR d'ordre  $p$  est écrit comme suit :

$$y_t = c + A_1 y_{t-1} + A_2 y_{t-2} + \dots + A_p y_{t-p} + e_t$$

Les variables  $y_{t-i}$  représentent la valeur de la variable  $y$ , il y a  $i$  périodes de temps et sont appelées "i-ème lag" de  $y_t$ . La variable  $c$  est un vecteur de constantes de taille  $k$  servant d'ordonnée à l'origine du modèle.  $A_i$  est une matrice invariante dans le temps de taille  $k \times k$  et  $e_t$  est un vecteur de taille  $k$  représentant les termes d'erreur.

Le choix du nombre maximal de retards  $p$  dans le modèle VAR est important car la validité de l'inférence dépend de la précision de l'ordre de retard sélectionné.

Les modèles de VAR ont plusieurs avantages, tels que:

- Ils permettent d'analyser simultanément plusieurs variables, ce qui peut être utile lorsque les relations causales sont complexes.
- Ils permettent d'évaluer les relations causales à court terme et à long terme entre les variables.
- Ils peuvent être utilisés pour la prévision des séries temporelles.

Il y a cependant des limites à ces modèles, notamment:

- Ils supposent une relation linéaire entre les variables, ce qui peut ne pas être le cas dans la réalité.
- Ils ne tiennent pas compte des relations causales à sens unique.
- Ils nécessitent des données suffisamment longues pour générer des résultats fiables.

En somme, les modèles de VAR sont une méthode utile pour comprendre les relations causales entre les séries temporelles, mais ils doivent être utilisés avec prudence et en tenant compte de leurs limites.

# Chapitre 3

## Aspect Pratique

### A- Présentation des variables et stationnarité :

#### 1) Base de données :

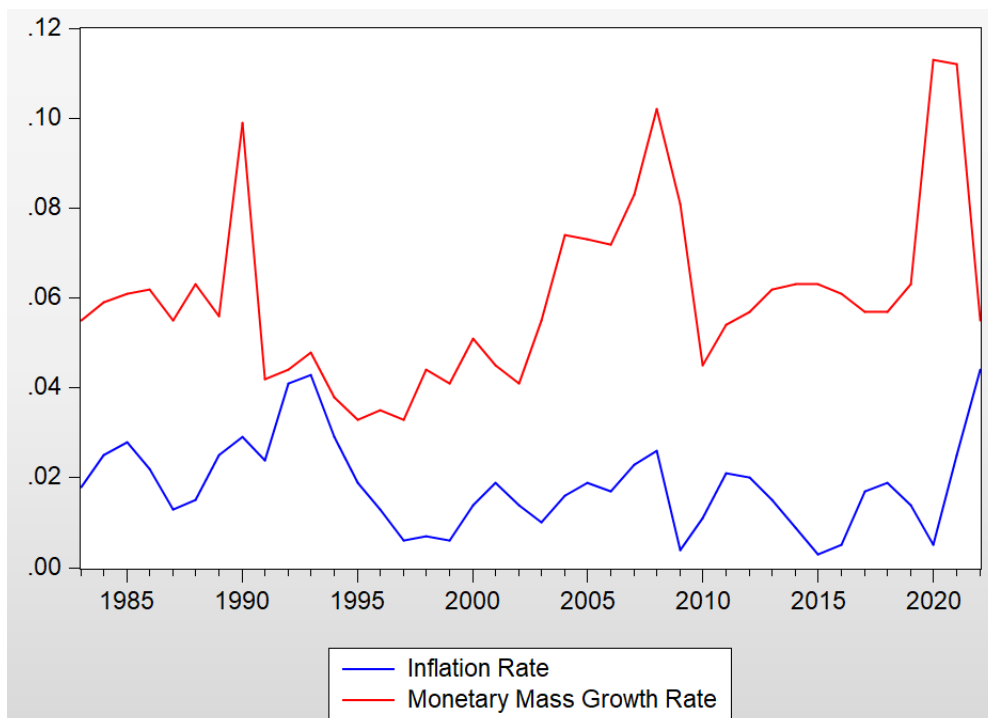
Année	Taux d'inflation (%)	Masse Monétaire (%)
1983	1,8	5,5
1984	2,5	5,9
1985	2,8	6,1
.	.	.
.	.	.
.	.	.
2022	4,4	5,5

## 2) Représentation graphique des séries:

En étudiant le graphique et les données historiques on peut avoir une idée préliminaire :

Au cours des 40 dernières années, l'Allemagne a également connu d'importantes fluctuations des taux d'inflation et de la croissance de la masse monétaire. Au début des années 1990, l'inflation a culminé à 4,5 % en 1992, en partie à cause du coût de la réunification, tandis que la croissance de la masse monétaire était modérée. À la fin des années 1990 et au début des années 2000, l'inflation est restée faible en raison d'une combinaison de facteurs, notamment des conditions économiques mondiales favorables, l'adoption de l'euro et la politique monétaire rigoureuse de l'Allemagne. Toutefois, l'inflation a recommencé à augmenter à la fin des années 2000 et au début des années 2010, en raison de facteurs tels que la crise financière mondiale, les politiques budgétaires expansionnistes et la politique monétaire laxiste. Le taux d'inflation est resté relativement stable au milieu des années 2010, mais il a recommencé à augmenter à la fin des années 2010 et au début des années 2020, principalement en raison de la politique d'assouplissement quantitatif de la Banque centrale européenne et des effets économiques de la pandémie de COVID-19.

La croissance de la masse monétaire en Allemagne a généralement suivi la tendance de l'inflation, avec une croissance modérée au début des années 1990, une croissance en baisse à la fin des années 1990 et au début des années 2000, et une croissance progressive à la fin des années 2000 et au début des années 2010. Une exception s'est produite au milieu des années 2010, lorsque la croissance de la masse monétaire a fortement diminué en raison du resserrement de la politique monétaire de la Banque centrale européenne. Une autre exception s'est produite en 2020, lorsque la croissance de la masse monétaire a bondi à plus de 10 %, principalement en raison de la réponse budgétaire du gouvernement allemand à la pandémie de COVID-19.



Dans l'ensemble, l'inflation et les valeurs de la masse monétaire de l'Allemagne au cours des 40 dernières années reflètent une interaction complexe de facteurs économiques nationaux et mondiaux, de décisions politiques et de facteurs institutionnels. Bien qu'il y ait eu des périodes de stabilité relative et de succès, l'Allemagne continue à faire face à des défis importants pour maintenir une inflation faible et des conditions monétaires stables. Les données pourraient être utilisées pour analyser l'impact des facteurs macroéconomiques et de la politique monétaire sur l'inflation et la masse monétaire en Allemagne et pour développer des modèles de prévision ou tester des hypothèses sur leur relation.

### 3) Test de non-stationnarité : test ADF :

On a effectué le test de racines unitaires augmenté de Dickey-Fuller pour tester la stationnarité des variables et leurs degrés d'intégration.

a- Inflation :

	t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic	-3.259489	0.0886
Test critical values:		
1% level	-4.219126	
5% level	-3.533083	
10% level	-3.198312	

\*MacKinnon (1996) one-sided p-values.































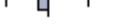

Augmented Dickey-Fuller Test Equation  
Dependent Variable: D(INFLATION\_RATE)  
Method: Least Squares  
Date: 05/01/23 Time: 11:14  
Sample (adjusted): 1985 2022  
Included observations: 38 after adjustments

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
INFLATION_RATE(-1)	-0.578720	0.177549	-3.259489	0.0025
D(INFLATION_RATE(-1))	0.466520	0.180768	2.580770	0.0143
C	0.012353	0.005234	2.360170	0.0241
@TREND("1983")	-8.39E-05	0.000134	-0.625847	0.5356

Le test montre que la série Inflation est non stationnaire car le  $p$  – value est  $0,0886 > 0,05$  et que le TREND est non significatif. Essayons de refaire le test sans le trend.

	t-Statistic	Prob.*		
Augmented Dickey-Fuller test statistic	-3.425984	0.0161		
Test critical values:	1% level	-3.615588		
	5% level	-2.941145		
	10% level	-2.609066		
*MacKinnon (1996) one-sided p-values.				
Augmented Dickey-Fuller Test Equation				
Dependent Variable: D(INFLATION_RATE)				
Method: Least Squares				
Date: 05/01/23 Time: 11:14				
Sample (adjusted): 1985 2022				
Included observations: 38 after adjustments				
Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
INFLATION_RATE(-1)	-0.523620	0.152838	-3.425984	0.0016
D(INFLATION_RATE(-1))	0.433578	0.171425	2.529252	0.0161
C	0.009666	0.002967	3.257413	0.0025

On peut constater que l'inflation modélisée sans le Trend est stationnaire. De plus, la p-value de la constante c est  $0,0025 < 0,05$ , ce qui montre qu'elle est significative. De plus, le correlogramme (ACF) nous permet de modéliser l'inflation comme étant un processus ARMA(1,1)

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob	
		1	0.541	0.541	12.626	0.000
		2	0.096	-0.279	13.034	0.001
		3	0.069	0.234	13.248	0.004
		4	0.041	-0.156	13.325	0.010
		5	-0.065	-0.020	13.531	0.019
		6	-0.129	-0.093	14.356	0.026
		7	-0.131	-0.032	15.224	0.033
		8	-0.123	-0.057	16.015	0.042
		9	-0.082	0.028	16.376	0.059
		10	0.011	0.059	16.383	0.089
		11	0.036	-0.030	16.459	0.125
		12	-0.072	-0.135	16.771	0.158
		13	-0.095	0.025	17.334	0.184
		14	0.064	0.125	17.599	0.226
		15	0.086	-0.077	18.100	0.257
		16	0.050	0.118	18.273	0.308
		17	0.041	-0.076	18.393	0.364
		18	0.044	0.059	18.538	0.421
		19	-0.037	-0.164	18.647	0.480
		20	-0.073	0.070	19.099	0.515

- Estimation des coefficients :

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	0.018831	0.002907	6.477243	0.0000
AR(1)	0.327919	0.263156	1.246102	0.2208
MA(1)	0.645785	0.224031	2.882564	0.0066
SIGMASQ	5.02E-05	8.92E-06	5.631266	0.0000

- b-** Masse monétaire :

	t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic	-3.115761	0.0338
Test critical values:		
1% level	-3.615588	
5% level	-2.941145	
10% level	-2.609066	

\*MacKinnon (1996) one-sided p-values.

Augmented Dickey-Fuller Test Equation  
Dependent Variable: D(MONETARY\_MASS)  
Method: Least Squares  
Date: 05/01/23 Time: 11:19  
Sample (adjusted): 1985 2022  
Included observations: 38 after adjustments

Le test  
montre que  
la série  
masse  
monétaire  
est non

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
MONETARY_MASS(-1)	-0.525375	0.168619	-3.115761	0.0037
D(MONETARY_MASS(-1))	0.119368	0.197777	0.603548	0.5500
C	0.031473	0.010438	3.015123	0.0048

stationnaire car le  $p - value$  est  $0,0606 > 0,05$  et que le TREND est non significatif. Essayons de refaire le test sans le trend.

	t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic	-3.443426	0.0606
Test critical values:		
1% level	-4.219126	
5% level	-3.533083	
10% level	-3.198312	

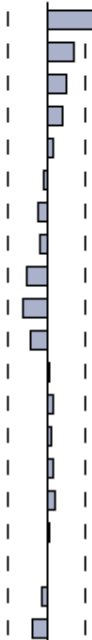

\*MacKinnon (1996) one-sided p-values.

Augmented Dickey-Fuller Test Equation  
Dependent Variable: D(MONETARY\_MASS)  
Method: Least Squares  
Date: 05/01/23 Time: 11:17  
Sample (adjusted): 1985 2022  
Included observations: 38 after adjustments

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
MONETARY_MASS(-1)	-0.621732	0.180556	-3.443426	0.0015
D(MONETARY_MASS(-1))	0.147623	0.196349	0.751838	0.4573
C	0.029289	0.010428	2.808755	0.0082
@TREND("1983")	0.000389	0.000282	1.379006	0.1769



On peut constater que la masse monétaire modélisée sans le Trend est stationnaire. De plus, la p-value de la constante C est  $0,0048 < 0,05$ , ce qui montre qu'elle est significative. De plus, le correlogramme (ACF) nous permet de modéliser l'inflation comme étant un processus ARMA(1,1)

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob	
		1	0.527	0.527	11.972	0.001
		2	0.226	-0.072	14.226	0.001
		3	0.158	0.095	15.356	0.002
		4	0.136	0.034	16.221	0.003
		5	0.057	-0.051	16.376	0.006
		6	-0.022	-0.051	16.399	0.012
		7	-0.066	-0.049	16.624	0.020
		8	-0.055	0.003	16.785	0.032
		9	-0.162	-0.174	18.207	0.033
		10	-0.199	-0.038	20.421	0.026
		11	-0.136	0.017	21.497	0.029
		12	0.025	0.157	21.535	0.043
		13	0.059	0.010	21.749	0.059
		14	0.039	0.016	21.847	0.082
		15	0.056	0.030	22.059	0.106
		16	0.068	-0.024	22.386	0.131
		17	0.024	-0.049	22.428	0.169
		18	0.007	-0.014	22.432	0.213
		19	-0.046	-0.095	22.600	0.255
		20	-0.114	-0.122	23.687	0.256

- Estimation des coefficients :

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	0.059751	0.007266	8.223304	0.0000
AR(1)	0.344500	0.283093	1.216916	0.2316
MA(1)	0.243333	0.287661	0.845903	0.4032
SIGMASQ	0.000272	5.55E-05	4.907819	0.0000

## B- Application de la modélisation VAR :

1) Détermination du lag optimal et tests de diagnostics :

a) Estimation du VAR :

Notre modèle comprend deux variables (Inflation, Masse monétaire).

On peut traduire le modèle par l'équation suivante :

$$Z_t = \begin{pmatrix} Inf_t \\ Mon_t \end{pmatrix} = \alpha + \sum_{i=1}^p \beta_i Z_{t-i} + \varepsilon_t$$

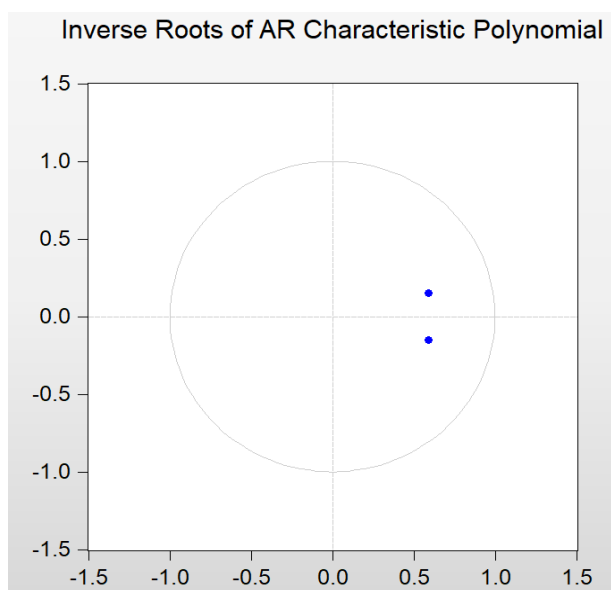
Avec :

- $Z_t$  est un vecteur de dimension 2
- $Inf_t$  est le taux d'inflation à l'année t qui est stationnaire en différence première.
- $Mon_t$  est la masse monétaire ta à l'année t qui est stationnaire en niveau.
- $\alpha$  est un vecteur de dimension 2 qui représente la constante.
- $\beta_i$  est une matrice ( $2 \times 2$ ) qui représente les variables du modèle.
- $\varepsilon_t$  est un vecteur des résidus
- $\rho$ , le retard optimal (à déterminer plus tard).

	INFLATION...	MONETAR...
INFLATION_RATE(-1)	0.648662 (0.14365) [ 4.51554]	-0.302988 (0.30126) [-1.00573]
MONETARY_MASS(-1)	0.089314 (0.06657) [ 1.34157]	0.531270 (0.13962) [ 3.80514]
C	0.001487 (0.00488) [ 0.30464]	0.033621 (0.01024) [ 3.28372]
R-squared	0.384355	0.298593
Adj. R-squared	0.350152	0.259626
Sum sq. resids	0.002436	0.010714
S.E. equation	0.008226	0.017251
F-statistic	11.23761	7.662714
Log likelihood	133.4409	104.5577
Akaike AIC	-6.689276	-5.208089
Schwarz SC	-6.561310	-5.080123
Mean dependent	0.018333	0.060308
S.D. dependent	0.010204	0.020049
Determinant resid covariance (dof adj.)		2.01E-08
Determinant resid covariance		1.72E-08
Log likelihood		238.0075
Akaike information criterion		-11.89782
Schwarz criterion		-11.64189
Number of coefficients		6

b- Vérification de la stationnarité du processus :

Nous allons visualiser graphiquement l'inverse des racines associée à la partie AR(.) de chacune des deux variables inflation et masse monétaire :



L'inverse des racines unitaires appartiennent au disque unité complexe. Aussi, le module de toutes les racines est inférieur à 1, par suite, le processus  $Z_t \sim VAR(1)$  est bien stationnaire.

Passant en 2<sup>ème</sup> étape à la détermination du lag optimal du VAR :

Lag	LogL	LR	FPE	AIC	SC	HQ
0	195.9864	NA	5.26e-08	-11.08494	-10.99606	-11.05425
1	211.0490	27.54319	2.80e-08	-11.71709	-11.45046*	-11.62505
2	216.9686	10.14782*	2.51e-08*	-11.82678*	-11.38239	-11.67338*
3	219.0393	3.313167	2.83e-08	-11.71653	-11.09439	-11.50177
4	221.7605	4.042841	3.08e-08	-11.64346	-10.84356	-11.36733
5	223.4420	2.306043	3.59e-08	-11.51097	-10.53332	-11.17349

La longueur de retard optimale du VAR estimé(.) qui minimise les statistiques LR, FPE, AIC et HQ est de 2. Les tests d'exclusion de Wald pour le VAR à retard sont utilisés pour déterminer l'ordre de retard approprié pour un modèle VAR. Dans ce cas, nous avons deux variables : l'inflation et la masse monétaire, et nous testons si nous devons inclure jusqu'à 2 retards pour chaque variable dans le modèle.

	INFLATION...	MONETAR...	Joint
Lag 1	32.65397 [ 0.0000]	10.00148 [ 0.0067]	42.55496 [ 0.0000]
Lag 2	13.28280 [ 0.0013]	0.554387 [ 0.7579]	13.83173 [ 0.0079]
df	2	2	4

Les résultats indiquent que pour le retard 1, l'inclusion des deux variables - inflation et masse monétaire - est significative pour le modèle VAR. La statistique du Chi-carré pour l'inflation est de 32,65397 avec une valeur de p de 0,0000..., tandis que pour la masse monétaire, elle est de 10,00148 avec une valeur de p de 0,0067. La statistique du Chi-carré jointe pour le retard 1 est de 42,55496 avec une valeur de p de 0,0000....

Pour le retard 2, l'inclusion de l'inflation est significative avec une statistique du Chi-carré de 13,28280 et une valeur de p de 0,0013, mais pas pour la masse monétaire avec une statistique du Chi-carré de seulement 0,7579 et une valeur de p de 0,7579. Cependant, la statistique du Chi-carré jointe pour le retard 2 est significative avec une valeur de p de 0,0079. Par conséquent, nous devrions inclure le retard 2 pour l'inflation, mais pas pour la masse monétaire.

Dans l'ensemble, les tests d'exclusion de lag VAR de Wald suggèrent l'inclusion du retard 1 pour les deux variables et l'inclusion du retard 2 pour l'inflation.

c- Test de causalité :

Le test de causalité de Granger est une méthode statistique qui permet de tester si une variable a un pouvoir prédictif significatif sur une autre variable.

Les résultats de ce test dans notre cas se présentent comme suit :

Dependent variable: INFLATION_RATE			
Excluded	Chi-sq	df	Prob.
MONETARY_MASS	8.235982	2	0.0163
All	8.235982	2	0.0163
Dependent variable: MONETARY_MASS			
Excluded	Chi-sq	df	Prob.
INFLATION_RATE	1.143228	2	0.5646
All	1.143228	2	0.5646

Selon les résultats du test de causalité de Granger, il est suggéré que la variable de masse monétaire a une influence significative sur l'inflation, avec une valeur p de 0,0163 qui est inférieure au seuil de significativité de 0,05. Concernant la variable de masse monétaire, le test de causalité de Granger indique que la variable inflation n'a pas une influence significative sur la masse monétaire, avec une valeur p de 0,5646 supérieure au niveau de signification de 0,05. Ces résultats suggèrent qu'il y a de relation de causalité significative entre les variables d'inflation et de masse monétaire.

## 2) Diagnostique du VAR estimé :

Le modèle VAR estimé :

$$masse\_monétaire_t = 0.58 masse\_monétaire_{t-1} - 0.195 inflation_{t-1} + 0.038$$

$$inflation_t = -0.052 masse\_monétaire_{t-1} - 0.213 masse\_monétaire_{t-2} + 0.9 inflation_{t-1} - 0.428 inflation_{t-2} + 0.00028$$

a- Validation et adéquation du modèle :

On effectue plusieurs tests pour étudier notre processus  $\{Z_t, t \in \mathbb{Z}\} \sim VAR(2)$

- Test d'autocorrélations de Portmanteau :

Lags	Q-Stat	Prob.*	Adj Q-Stat	Prob.*	df
1	0.648168	---	0.665686	---	---
2	2.095639	---	2.193572	---	---
3	3.464144	0.4834	3.679377	0.4511	4
4	5.385506	0.7157	5.826782	0.6666	8
5	7.556279	0.8188	8.326461	0.7591	12

\*Test is valid only for lags larger than the VAR lag order.

df is degrees of freedom for (approximate) chi-square distribution

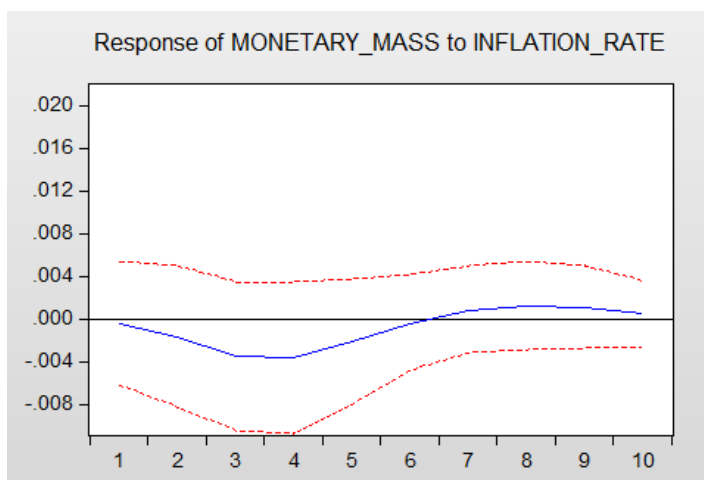
Les résultats de la test d'exclusion de lag montrent que pour les lags 1 et 2, les statistiques Q-Stat sont inférieures aux valeurs critiques, ce qui indique qu'il n'y a pas suffisamment de preuves pour rejeter l'hypothèse nulle selon laquelle il n'y a pas d'autocorrélation résiduelle jusqu'à ces lags. Par conséquent, cela confirme que le modèle VAR est correctement spécifié et qu'il n'y a pas d'autocorrélations résiduelles significatives jusqu'au lag 2.

- Test d'hétéroscédasticité :

Chi-sq	df	Prob.
29.68382	24	0.1955

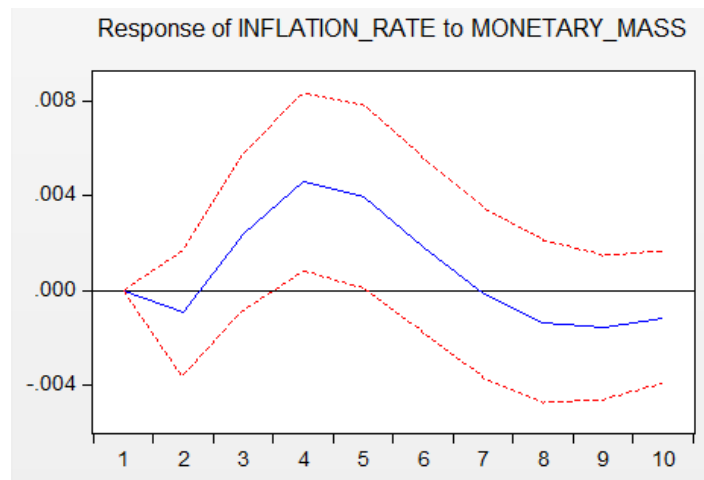
On remarque une p-value de 0,1955 ce qui nous informe qu'il n'y a pas suffisamment de preuves qui nous permettent de rejeter l'hypothèse nulle d'absence d'hétéroscédasticité résiduelle significative pour l'ensemble des variables.

3) Fonctions de réponses impulsionnelles et Structure Dynamique du processus VAR :  
a- Analyse graphique des fonctions de réponse impulsionnelle :



Response of INFLATION\_RATE:  
Period INFLATION\_... MONETARY...

1	0.007181	0.000000
2	0.006497	-0.000927
3	0.002797	0.002428
4	-0.000419	0.004583
5	-0.002126	0.003944
6	-0.002385	0.001869
7	-0.001672	-0.000140
8	-0.000604	-0.001321
9	0.000292	-0.001559
10	0.000746	-0.001126



Response of MONETARY\_MASS:  
Period INFLATION\_... MONETARY...

1	-0.000359	0.017863
2	-0.001610	0.010405
3	-0.003457	0.004217
4	-0.003546	0.000970
5	-0.002096	-0.001244
6	-0.000329	-0.002429
7	0.000894	-0.002349
8	0.001314	-0.001402
9	0.001083	-0.000268
10	0.000534	0.000545

- D'après le tableau on observe, qu'un choc de l'inflation n'a pas d'effet sur la masse monétaire pendant la première période, mais les premiers impacts apparaissent à partir du deuxième période et augmente au fil des périodes suivants avant de diminuer à nouveau. D'une autre part, un choc de la masse monétaire entraîne une petite modification de l'inflation pendant la première période, suivi d'un impact plus considérable tout au long des périodes suivants.
- D'après les graphiques, on remarque une diminution constante de masse monétaire durant les 4 premières périodes suite à un shock de l'inflation, puis elle croît jusqu'à la période 8, avant de tendre vers 0. En revanche, on remarque une diminution légère de l'inflation suite à un shock de la masse monétaire puis une augmentation pertinente et puis une décroissance rapide jusqu'à la période 8 avant de stabiliser.

b) Décomposition de la variance :

L'objectif de la décomposition de la variance est de calculer la contribution de chaque innovation à la variance de l'erreur. De manière heuristique, l'erreur de prédiction à un horizon  $h$  (où  $h$  est compris entre 1 et 10) s'écrit en fonction de la variance d'erreur attribuée à chacune des deux variables.

Les résultats de l'analyse de décomposition de la variance sont présentés comme suit :

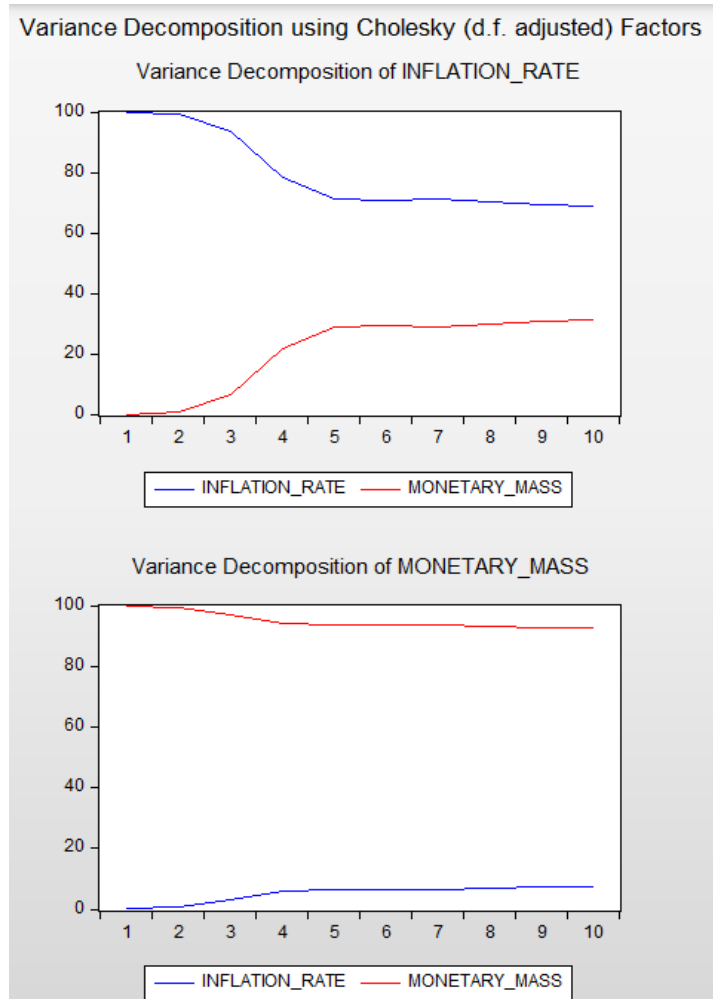
Variance Decomposition of INFLATION_RATE:			
Period	S.E.	INFLATION_...	MONETARY...
1	0.007181	100.0000	0.000000
2	0.009728	99.09240	0.907598
3	0.010409	93.76708	6.232921
4	0.011381	78.56780	21.43220
5	0.012231	71.04619	28.95381
6	0.012601	70.52101	29.47899
7	0.012712	71.02226	28.97774
8	0.012795	70.33007	29.66993
9	0.012893	69.31686	30.68314
10	0.012964	68.89517	31.10483

Variance Decomposition of MONETARY_MASS:			
Period	S.E.	INFLATION_...	MONETARY...
1	0.017866	0.040334	99.95967
2	0.020738	0.632306	99.36769
3	0.021443	3.190371	96.80963
4	0.021756	5.756388	94.24361
5	0.021892	6.601484	93.39852
6	0.022029	6.542005	93.45800
7	0.022172	6.620621	93.37938
8	0.022255	6.919712	93.08029
9	0.022283	7.138463	92.86154
10	0.022296	7.187382	92.81262

Cholesky Ordering: INFLATION\_RATE  
MONETARY\_MASS



Le tableau de décomposition de la variance ci-dessus indique que :

- 92,8 % de la variance de l'erreur de prédiction de la série représentant la masse monétaire est due à ses propres chocs d'innovation, et 7,18 % aux innovations de la série représentant l'inflation.
- 68,9% de la variance de l'erreur de prédiction de la série représentant l'inflation est due à ses propres chocs d'innovation, et 31% aux innovations de la série représentant la masse monétaire.

En conclusion, un choc sur la masse monétaire a un impact beaucoup plus important sur l'inflation.



4) Test de cointegration :

---

Unrestricted Cointegration Rank Test (Trace)

---

Hypothesized No. of CE(s)	Eigenvalue	Trace Statistic	0.05 Critical Value	Prob.**
None	0.194108	14.33111	15.49471	0.0743
At most 1 *	0.157618	6.346287	3.841466	0.0118

---

Trace test indicates no cointegration at the 0.05 level

\* denotes rejection of the hypothesis at the 0.05 level

\*\*MacKinnon-Haug-Michelis (1999) p-values

Unrestricted Cointegration Rank Test (Maximum Eigenvalue)

---

Hypothesized No. of CE(s)	Eigenvalue	Max-Eigen Statistic	0.05 Critical Value	Prob.**
None	0.194108	7.984822	14.26460	0.3803
At most 1 *	0.157618	6.346287	3.841466	0.0118

---

Max-eigenvalue test indicates no cointegration at the 0.05 level

\* denotes rejection of the hypothesis at the 0.05 level

\*\*MacKinnon-Haug-Michelis (1999) p-values

Unrestricted Cointegrating Coefficients (normalized by b'S11\*b=I):

---

INFLATION_...	MONETARY_MASS
-101.3659	56.80191
102.9493	46.80265

---

Unrestricted Adjustment Coefficients (alpha):

---

D(INFLATIO...	0.003092	-0.000594
D(MONETA...	-0.001650	-0.007044

---

1 Cointegrating Equation(s):      Log likelihood      230.0363

---

Normalized cointegrating coefficients (standard error in parentheses)

INFLATION_...	MONETARY_MASS
1.000000	-0.560365
	(0.26468)

Adjustment coefficients (standard error in parentheses)

D(INFLATIO...	-0.313398
	(0.11788)
D(MONETA...	0.167207
	(0.32875)

---



Le test de rang de cointégration non restreint (trace) et le test de rang de cointégration non restreint (valeur propre maximale) sont tous deux utilisés pour déterminer le nombre d'équations de cointégration dans le modèle. L'hypothèse nulle des deux tests est qu'il n'y a pas d'équations de cointégration.

Le test Trace indique qu'il n'y a pas de cointégration au niveau 0,05, car la valeur statistique du test de 15,471 est inférieure à la valeur critique de 14,33111. De même, le test de la valeur propre maximale indique l'absence de cointégration au niveau 0,05, car la valeur statistique du test 7,984 est inférieure à la valeur critique de 14,26460.

Comme le test de cointégration indique qu'il n'y a pas de cointégration, donc pas de relation stable à long terme entre les variables. Il n'est donc pas nécessaire de considérer les coefficients de cointégration normalisés ou les coefficients d'ajustement. Ces coefficients ne sont pertinents que lorsqu'il existe des preuves de cointégration, ce qui indique une relation à long terme entre les variables.

# Conclusion

Notre étude de VAR a permis de mettre en évidence la complexité de la relation entre la masse monétaire et l'inflation, qui peut être influencée par de nombreux autres facteurs économiques et politiques. Bien qu'une corrélation positive entre ces deux variables ait été observée à court terme, la nature de cette relation peut être moins évidente à plus long terme. De fait, l'interaction de facteurs tels que les fluctuations économiques, les politiques fiscales et monétaires, la productivité et les fluctuations des taux de change peut jouer un rôle important dans la relation entre la masse monétaire et l'inflation.

Ainsi, il est crucial de prendre en compte ces facteurs supplémentaires lors de l'analyse de la relation entre la masse monétaire et l'inflation en Allemagne. En effet, ces éléments peuvent avoir une influence significative sur l'évolution de la relation entre les deux variables au fil du temps. En somme, notre étude souligne l'importance d'une approche globale et contextuelle dans l'analyse de la relation entre la masse monétaire et l'inflation en Allemagne, en vue d'obtenir une vision complète et précise de cette dynamique complexe.

# Bibliographie

- Alloza, M., (2017), A Very Short Note on Computing Impulse Response Functions
- Banque Fédérale Européenne
- Économétrie : Régis Bourbonnais
- <https://www.macrotrends.net/>
- Investments, economic growth and employment: var method for Romania, sciendo
- James D. Hamilton: Time Series Analysis, Princeton University Press (1994). Chapter 11, Pages 318-320
- Sørensen, B. E., (2005), Granger causality, Economics, 7395, accessible en ligne sur [https://ssl.uh.edu/~bsorensen/gra\\_caus.pdf](https://ssl.uh.edu/~bsorensen/gra_caus.pdf).