

Volatilité persistante et dynamique du taux de change : une approche ARIMA-GARCH dans un contexte non stationnaire

Persistent and dynamic exchange rate volatility: an ARIMA-GARCH approach in a non-stationary context.

Auteur 1 : MOUJIB Saida.

Auteur 2 : BENJOUID Zakaria,.

MOUJIB Saida, (Docteur)

Directrice pédagogique de l'école supérieure de management et de communication ESMC Casablanca

BENJOUID Zakaria, (0000-0002-2848-986X, PhD)

Université Hassan 1er Settat / Faculté d'Economie et de Gestion –Maroc

Laboratoire de recherche en économie, gestion et management des affaires (LAREGMA)

Déclaration de divulgation : L'auteur n'a pas connaissance de quelconque financement qui pourrait affecter l'objectivité de cette étude.

Conflit d'intérêts : L'auteur ne signale aucun conflit d'intérêts.

Pour citer cet article : MOUJIB .S & BENJOUID .Z (2026) « Volatilité persistante et dynamique du taux de change : une approche ARIMA-GARCH dans un contexte non stationnaire », African Scientific Journal « Volume 03, Num 36 » pp: 0311 – 0334.



DOI : 10.5281/zenodo.20375324

Copyright © 2026 – ASJ



Résumé

Cet article étudie les changements des taux de change ainsi que la constance de leur instabilité dans un contexte non stationnaire, via une modélisation ARIMA-GARCH. Les taux de change affichent un comportement complexe de nature stochastique, marqué par un attachement envers les données antérieures et une volatilité qui se modifie au fil du temps. Cette recherche vise à examiner si les variations du taux de change peuvent être expliquées via leurs propres décalages temporels, et à mesurer l'intensité de la volatilité persistante.

L'étude est basée sur une méthode économétrique d'analyse de séries chronologiques. Les tests unitaires de type Dickey-Fuller augmenté (ADF) révèlent que cette série présente une intégration d'ordre un (I(1)). L'analyse d'un modèle ARIMA révèle un lien étroit aux données passées, attestant la présence d'une répercussion de mémorisation. De plus, les examens de diagnostic effectués sur les résidus mettent en évidence une hétéroscédasticité conditionnelle, ce qui justifie l'utilisation de modèles GARCH.

L'analyse GARCH révèle clairement un phénomène de regroupement de la volatilité et un fort maintien, comme le montre l'importance significative des paramètres ARCH et GARCH. Globalement, les résultats indiquent que les taux de change évoluent selon un mécanisme captivant qui allie une composante autorégressive à une volatilité durable.

Ces résultats ont des conséquences significatives concernant la modélisation, l'estimation et la gestion du risque de change dans un contexte financier caractérisé par la désorientation.

Mots clés : taux de change ; modélisation ARIMA – GARCH ; volatilité

Abstract

This research uses an ARIMA-GARCH approach to examine the changing behaviour and volatility of currency rates within a non-stationary environment. The exchange rate are known for their complicated behaviour, which includes time-varying volatility, persistence, and sensitivity to shocks. The main objective of this paper is to investigate if exchange rate fluctuations can be accounted for by their individual historical values and when their volatility is persistent as time passes.

The study uses an interval period econometric approach to accomplish this goal. Exchange rate series is non-stationary across levels however remains stationary following initial differences, according to stationarity tests based on the Augmented Dickey-Fuller (ADF) method. This suggests an integrated method of order one (I(1)). In order to capture the autoregressive dynamics and the impact of previous shocks, an ARIMA model is generated. The findings demonstrate a strong reliance on lagged values, supporting the idea that exchange rate fluctuations have an impact on memory.

Nonetheless, non-normality and conditional heteroskedasticity are indicated by diagnostic tests performed on the residuals. As a result, GARCH-type models are presented to take volatility clustering into consideration. The relevance of the ARCH and GARCH parameters supports the estimation results, which show that exchange rate volatility is simultaneously conditional and extremely persistent across time.

In summary, the results offer compelling proof that currency rates reflect a dynamic procedure that incorporates volatility persistence and autoregressive behaviour. In an increasingly unpredictable economic environment, these findings provide significant ramifications for traditional forecasting, management of risks, and exchange rate modelling.

Keywords : exchange rate ; ARIMA-GARCH approach ; volatility

Introduction

À l'heure actuelle, dans un contexte de mondialisation financière croissante et d'interdépendance économique accrue, les taux de change se sont imposés comme un baromètre crucial de la stabilité économique et financière des nations. Leur progression a une influence directe sur la compétitivité des économies ouvertes, le commerce international, les investissements étrangers ainsi que sur les choix des intervenants économiques et financiers. C'est pourquoi les fluctuations des taux de change sont au cœur de l'analyse macroéconomique actuelle, surtout dans les pays qui sont étroitement connectés aux marchés mondiaux.

L'importance accordée aux taux de change est également due à leur nature particulièrement volatile et à leur sensibilité aux chocs économiques, politiques et géopolitiques. Effectivement, les fluctuations des marchés de devises sont en permanence influencées par les variations des politiques monétaires, les déplacements de capitaux, l'intensité de l'inflation, les taux d'intérêt et les prévisions formulées par les investisseurs. Cette sensibilité peut entraîner des variations parfois substantielles qui risquent d'impacter l'équilibre macroéconomique, la balance commerciale ainsi que la stabilité financière des nations. De ce fait, la compétence à contrôler et prévoir les fluctuations de la monnaie est devenue un défi essentiel pour les banques centrales, les entreprises multinationales et les investisseurs à l'échelle internationale.

De plus, les données chronologiques des taux de change possèdent des caractéristiques statistiques spécifiques qui compliquent grandement leur modélisation. Ces séries montrent généralement une dépendance envers les valeurs antérieures, une volatilité changeante dans le temps, des phénomènes d'hétéroscédasticité conditionnelle et une persistance des chocs financiers. Ces traits signalent une dynamique non linéaire et un comportement instable qui ne se prête pas bien à la prédiction via les modèles statistiques traditionnels. Il est donc essentiel de faire appel à des instruments économétriques avancés afin de mieux comprendre le comportement des taux de change et d'améliorer la précision des prévisions financières.

C'est dans ce cadre que les modèles de séries temporelles occupent une place prépondérante dans la littérature économique et financière. Les modèles ARIMA offrent la possibilité d'examiner la progression de la moyenne conditionnelle et de souligner les relations de dépendance temporelle entre les observations consécutives. Cependant, ces modèles ne parviennent toujours pas à saisir la variabilité de la volatilité constatée sur les marchés financiers. Les modèles ARCH et GARCH élaborés par Engle (1982) et Bollerslev(1986) sont donc particulièrement appropriés pour l'analyse des phénomènes de volatilité conditionnelle et de persistance des chocs. Ces dernières facilitent

une meilleure représentation des regroupements de volatilité fréquemment observés dans les séries financières et la modélisation de la dissémination des chocs au fil du temps.

Par conséquent, cette recherche a pour objectif d'examiner l'évolution du taux de change et la constance de sa volatilité en utilisant une méthodologie économétrique basée sur les modèles ARIMA-GARCH. En d'autres termes, cela implique d'analyser les propriétés statistiques de la série examinée, de confirmer sa nature stationnaire, de déterminer si elle présente une dépendance par rapport aux valeurs antérieures et d'apprécier la persistance de la volatilité conditionnelle. Ainsi, l'objectif primordial est de comprendre comment les variations du taux de change sont façonnées par les données passées et d'évaluer l'efficacité des modèles économétriques à décrire ce processus dynamique.

La question clé de cette étude peut être formulée comme suit : **dans quelle mesure les taux de change manifestent-ils une dynamique autorégressive et une volatilité persistante qui pourraient être modélisées à l'aide d'une méthode ARIMA-GARCH ?** Plusieurs hypothèses de recherche sont établies pour aborder cette question. La première supposition présume que la série du taux de change est non stationnaire en valeur absolue, mais qu'elle devient stationnaire après une différenciation de premier ordre, illustrant ainsi un processus d'intégration. La seconde hypothèse postule que les taux de change dépendent fortement de leurs valeurs antérieures, mettant en lumière une dynamique autorégressive. La troisième hypothèse postule que les perturbations passées ont un impact considérable sur la progression future de la série. Pour finir, la quatrième supposition suggère l'existence d'une volatilité conditionnelle persistante, une caractéristique souvent remarquée dans les séries temporelles financières.

Pour vérifier ces suppositions, cette étude fait appel à une approche quantitative de type hypothético-déductif basée sur l'analyse économétrique des séries temporelles. Dans un premier temps, la méthode utilisée repose sur les tests de stationnarité ADF (Augmented Dickey-Fuller) pour examiner les caractéristiques statistiques de la série et établir son ordre d'intégration. Par la suite, une estimation d'un modèle ARIMA est réalisée pour examiner la dynamique de la moyenne conditionnelle et saisir les liens de dépendance temporelle. Finalement, un modèle GARCH est utilisé pour représenter l'hétéroscédasticité conditionnelle et analyser la persistance de la volatilité du taux de change.

Cet article se compose de quatre sections majeures. La première section expose le cadre théorique et conceptuel lié aux taux de change, à la volatilité financière et aux modèles économétriques employés dans les travaux académiques. La seconde partie se focalise sur l'examen de la littérature et l'exposition des contributions majeures, théoriques comme empiriques, concernant la

modélisation des taux de change. La troisième section détaille la méthode de recherche, les données exploitées et les diverses phases de l'évaluation économétrique. En résumé, la dernière section expose les résultats empiriques obtenus, leur analyse, ainsi que les conclusions majeures et les implications relatives à la supervision du risque de change et à l'analyse financière.

1. Revue de littérature :

L'étude des taux de change est un domaine essentiel du secteur financier mondiale en plus de l'économétrie en pratique, compte tenu de son impact crucial dans le repérage des inégalités macroéconomiques et des processus de régulation externe. À partir des recherches novatrices sur les marchés des devises, de nombreux travaux littéraires se sont consacrés à la représentation évolutionnelle des fluctuations des taux de change et à la caractéristique de leur volatilité.

Au départ, les recherches empiriques ont démontré que des taux de change tendent principalement à suivre des processus non stationnaires. Les analyses par racine unique, et en particulier la méthode de Dickey-Fuller augmentée (ADF), indiquent que certaines séries montrent généralement une fusion du premier ordre, ce qui indique que ces dernières ne retournent pas à une moyenne stable sur une période brève. Cette particularité a considérablement orienté l'évolution des modèles économétriques fondés sur les séries temporelles, en rendant nécessaire l'utilisation de modifications multiples pour garantir la stationnarité.

De plus, les modèles autorégressifs à moyenne mobile (ARMA/ARIMA) ont majoritairement contrôlé la modélisation de la dynamique des taux de change. Ces modèles sont conçus pour saisir la dépendance structurelle des séries temporelles aux données historiques, en plus de l'influence des perturbations précédentes. De nombreuses études empiriques ont démontré que les taux de change n'observent pas un mécanisme exclusivement incertain, néanmoins affichent une manifestation d'autocorrélation, indiquant un effet de mémorisation pendant leur progression.

Toutefois, les modèles ARIMA ne se consacrent qu'à la modélisation de la moyenne conditionnelle et ne peuvent pas refléter la fluctuation temporelle de la volatilité. L'étude financière atteste considérablement que les secteurs des changes présentent une volatilité qui fluctue au fil du temps, alternant entre des phases de bouleversement intense et des phases de stabilité comparative. On appelle ce processus le regroupement de volatilité.

Afin de surmonter cette contrainte, Engle (1982) a proposé le modèle ARCH, qui facilite la représenter l'hétéroscédasticité conditionnelle en présupposant que la variance est influencée par les impacts antérieurs.

Après cela, Bollerslev (1986) a élargi cette perspective en introduisant les modèles GARCH, qui englobent les impacts antérieurs et la variance historique dans le cadre de la dynamique de la volatilité. Ces paradigmes se sont établis comme des instruments courants pour l'évaluation des séries financières, en particulier concernant les taux de change.

Plusieurs recherches empiriques ont validé l'importance des modèles GARCH pour saisir le maintien de la volatilité des taux de change. Elles démontrent que les perturbations sur les marchés des devises ont des conséquences de longue durée, ainsi que la volatilité possède une grande inertie temporelle. Cependant, plusieurs études indiquent que l'organisation de la volatilité peut fluctuer en fonction des intervalles, des structures économiques et des stratégies monétaires actuelles, rendant ainsi sa simulation plus complexe.

Plus récemment, la littérature tend à privilégier des modèles hybrides qui allient la dynamique de la moyenne et celle de la variance, à l'image des méthodes ARIMA-GARCH. Tous les modèles offrent une illustration plus exhaustive du mouvement des taux de change, en tenant compte à la fois du lien par rapport aux valeurs antérieures et de la constance de la volatilité conditionnelle. Cela fournit donc un environnement davantage réaliste pour prédire et gérer le risque de change. En dépit de ces progrès, l'étude de la dynamique des taux de change et de la persistance de leur volatilité reste un domaine d'étude en cours, surtout au sein des situations économiques caractérisées par l'instabilité et les perturbations extérieures régulières. Ce travail de recherche se fonde sur ce contexte, en utilisant une méthode ARIMA-GARCH pour fournir un angle empirique supplémentaire concernant le déroulement des taux de change.

2. Méthodologie

2.1 Positionnement de l'étude sur le plan méthodologique

L'étude s'aligne au sein d'une perspective quantitative explicative, basée sur une approche hypothético-déductive. Elle s'efforce d'étudier le mouvement du taux de change et la conduite de sa volatilité en recourant à des modèles économétriques adaptés aux séries temporelles financières. L'étude empirique s'appuie sur des techniques statistiques ainsi que de nature économétrique qui facilitent l'identification des propriétés dynamiques du taux de change, l'évaluation de sa stationnarité et la modélisation conjointe de la composante moyenne et de la volatilité de la série examinée.

2.2 Données et sources

La recherche utilise une série temporelle du taux de change EUR/USD comprenant la période de 2010 à 2023. Les informations exploitées demeurent de nature quotidienne, ce qui facilite la

compréhension exacte des oscillations du marché des devises et des changements de volatilité au fil durant le temps.

Certaines données proviennent de sources officielles et institutionnelles réputées en raison de leur crédibilité, en particulier la Banque centrale, le Fonds Monétaire International (FMI) et la Banque mondiale. Préalablement à toute évaluation, les informations sont soumises à une procédure de contrôle, d'épuration et de conversion pour assurer leur concordance statistique et leur adéquation avec les besoins du calcul économétrique.

2.3. Analyse descriptive et tests préliminaires

Durant une phase initiale, une étude descriptive concernant la série est effectuée pour déterminer ses propriétés statistiques majeures. Cette étude se concentre particulièrement au sein des indicateurs de tendance centrale, de dispersion, d'asymétrie et de flexion, facilitant ainsi une meilleure compréhension du fonctionnement empirique du taux de change.

De plus, une illustration graphique de la série est réalisée pour souligner d'éventuelles cassures, tendances ou agrégations de volatilité typiques des séries financières.

On procède ensuite à l'examen de la stationnarité de la série en utilisant le test élargi de Dickey-Fuller (ADF). Ce test sert à contrôler l'existence d'une racine unitaire et à établir le degré d'intégration de la série. On qualifie une série qui n'est pas stationnaire en niveau, mais qui le devient après différenciation d'ordre un, d'être intégrée d'ordre un $I(1)$.

2.4. Modélisation de la dynamique moyenne : usage du modèle ARIMA.

Un modèle ARIMA (Moyenne Mobile Intégrée Auto-Régressive) est utilisé pour modéliser la dynamique de la moyenne conditionnelle du taux de change. Cette méthode donne la possibilité de prendre en compte la dépendance temporelle de la série par rapport à ses indices antérieurs, tout comme l'impact des chocs passés.

La détermination des modèles autorégressifs et de moyenne mobile se fait grâce à l'examen des fonctions d'autocorrélation (ACF) et d'autocorrélation partielle (PACF). Le choix du modèle le plus approprié prend aussi en considération les critères d'information d'Akaike (AIC) et de Schwarz (BIC), tout en évaluant la performance totale de la régulation économétrique.

2.5. Analyse diagnostique des résidus

Suite à l'estimation du modèle ARIMA, une batterie de tests diagnostiques est effectuée pour juger de la validité statistique du modèle estimé. L'objectif initial de l'analyse des résidus est de contrôler la non-existence d'autocorrélation résiduelle et d'examiner leur nature probabiliste.

On utilise des examens particuliers afin d'analyser la normalité des résidus et identifier toute éventuelle présence d'hétéroscédasticité conditionnelle. L'existence d'un effet ARCH indique une

variance qui varie dans le temps, ce qui incite l'implémentation d'un modèle de volatilité conditionnelle.

2.6.Modèle de volatilité : utilisation du modèle GARCH.

Pour représenter la volatilité conditionnelle du taux de change, l'analyse fait appel à un modèle GARCH (Hétéroscédasticité Conditionnelle Autoregressive Généralisée). Cette méthode prend en considération l'effet de concentration de volatilité souvent remarqué sur les marchés financiers, où les phases de volatilité élevée ont la capacité d'être suivies de phases comparables.

Le modèle GARCH, de ce fait, offre une explication de la variance conditionnelle de la série en se basant sur les créations précédentes et les volatilités antérieures. Les indicateurs calculés fournissent une indication du niveau de persistance de la volatilité et de l'effet des bouleversements actuels sur les variations prochaines du taux de change.

2.7.Approche empirique de l'étude.

Cette étude suit une approche empirique structurée autour des étapes ci-après :

- Rassemblement et gestion des données ;
- Étude descriptive des séries ;
- Contrôle de la stationnarité grâce au test ADF ;
- Détermination du modèle ARIMA ;
- Étude diagnostique des résidus ;
- Identification de l'hétéroscédasticité conditionnelle ;
- Approximation du modèle GARCH ;
- Étude et interprétation des résultats en économétrie.

2.8.Instruments d'évaluation économétrique

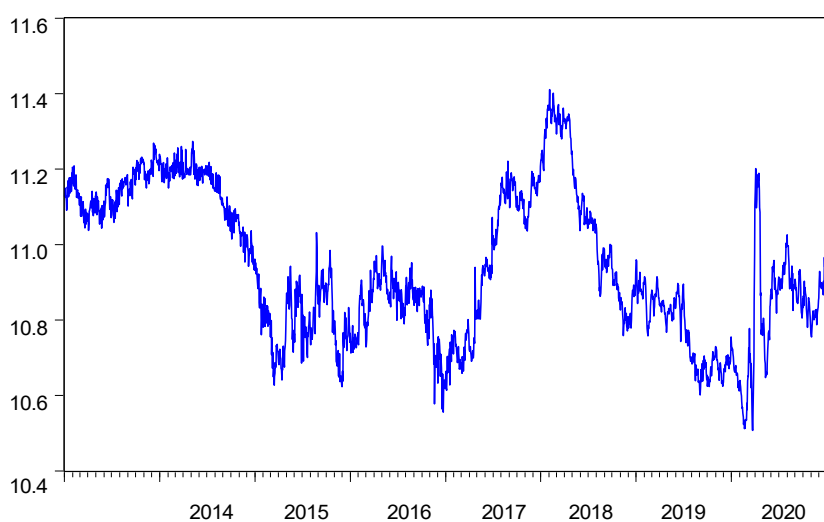
Des logiciels spécialisés comme EViews, R ou Python se trouvent utilisés pour effectuer des analyses statistiques et des estimations économétriques. Ces instruments facilitent l'étude des séries chronologiques, l'ajustement des modèles ARIMA et GARCH, ainsi que l'exécution de divers tests statistiques indispensables pour la confirmation empirique des résultats.

3. Résultats empiriques

3.3. Le modèle dynamique : ARIMA

3.3.1. Etude de la stationnarité :

Figure 1 : évolution taux de change TCH



Source : élaboré par l'auteur

Le graphique de l'euro par rapport au dollar américain sur la période 2010-2023 montre une appréciation de la monnaie européenne jusqu'en 2014, suivie d'une phase de consolidation puis d'une dépréciation à partir de 2018. La crise sanitaire de 2020 a accentué cette tendance baissière, en raison de l'incertitude économique mondiale et des politiques monétaires accommodantes des banques centrales. Cette dépréciation de l'euro a eu des conséquences positives pour les exportations européennes, mais a également pesé sur le pouvoir d'achat des ménages.

- **Le corrélogramme :**

Date: 01/11/22 Time: 16:40
 Sample: 1/01/2013 1/12/2021
 Included observations: 2096

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob.	
*****	*****	1	0.987	0.987	2046.4	0.000
*****	**	2	0.981	0.239	4067.2	0.000
*****		3	0.972	-0.027	6054.0	0.000
*****		4	0.964	-0.019	8008.3	0.000
*****		5	0.956	-0.007	9929.9	0.000
*****		6	0.947	-0.025	11817.	0.000
*****		7	0.939	0.019	13674.	0.000
*****		8	0.932	0.071	15505.	0.000
*****		9	0.926	0.030	17312.	0.000
*****		10	0.921	0.049	19098.	0.000
*****		11	0.914	-0.020	20862.	0.000
*****		12	0.909	-0.005	22604.	0.000
*****		13	0.902	-0.035	24322.	0.000
*****		14	0.897	0.031	26020.	0.000
*****		15	0.892	0.048	27700.	0.000
*****		16	0.886	-0.005	29359.	0.000
*****		17	0.881	0.035	31003.	0.000
*****		18	0.878	0.054	32633.	0.000
*****		19	0.874	0.011	34251.	0.000

Toutes les probabilités sont inférieures à 5%, donc n'est pas stationnaire. L'analyse des autocorrélations et des corrélations partielles révèle une forte dépendance entre les observations de la série temporelle étudiée, sur une longue période de 36 périodes. Cette dépendance élevée indique que la série n'est pas stationnaire, c'est-à-dire que ses propriétés statistiques (moyenne, variance) évoluent au cours du temps.

La présence d'une tendance ou d'un cycle à long terme explique cette non-stationnarité. Pour pouvoir appliquer des méthodes statistiques classiques, il est nécessaire de transformer la série temporelle afin de la stabiliser. Des techniques telles que les différences premières ou les transformations logarithmiques peuvent être utilisées à cet effet.

En somme, les résultats de l'analyse suggèrent que la série temporelle nécessite un prétraitement avant toute modélisation ou prévision.

3.3.2. Test de stationnarité :

Null Hypothesis: TCH has a unit root
 Exogenous: Constant, Linear Trend
 Lag Length: 1 (Automatic - based on SIC, maxlag=25)

	t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic	-3.084876	0.1101
Test critical values:		
1% level	-3.962430	
5% level	-3.411955	
10% level	-3.127880	

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

Augmented Dickey-Fuller Test Equation				
Dependent Variable: D(TCH)				
Method: Least Squares				
Date: 01/11/22 Time: 16:44				
Sample (adjusted): 1/03/2013 1/12/2021				
Included observations: 2094 after adjustments				
Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
TCH(-1)	-0.011351	0.003679	-3.084876	0.0021
D(TCH(-1))	-0.243790	0.021244	-11.47554	0.0000
C	0.125687	0.040834	3.077983	0.0021
@TREND("1/01/2013")	-1.66E-06	1.18E-06	-1.408873	0.1590
R-squared	0.066316	Mean dependent var	-0.000213	
Adjusted R-squared	0.064976	S.D. dependent var	0.030180	
S.E. of regression	0.029183	Akaike info criterion	-4.228572	
Sum squared resid	1.779908	Schwarz criterion	-4.217786	
Log likelihood	4431.315	Hannan-Quinn criter.	-4.224621	
F-statistic	49.48192	Durbin-Watson stat	1.979321	
Prob(F-statistic)	0.000000			

- La probabilité est supérieure à 5% pour le *trend*, donc la série n'est pas un processus :TS
- On teste pour la constante :

Null Hypothesis: TCH has a unit root				
Exogenous: Constant				
Lag Length: 1 (Automatic - based on SIC, maxlag=25)				
			t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic			-2.743893	0.0669
Test critical values:	1% level		-3.433275	
	5% level		-2.862718	
	10% level		-2.567443	
*MacKinnon (1996) one-sided p-values.				
Augmented Dickey-Fuller Test Equation				
Dependent Variable: D(TCH)				
Method: Least Squares				
Date: 01/11/22 Time: 16:47				
Sample (adjusted): 1/03/2013 1/12/2021				
Included observations: 2094 after adjustments				
Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
TCH(-1)	-0.009030	0.003291	-2.743893	0.0061
D(TCH(-1))	-0.244966	0.021233	-11.53710	0.0000
C	0.098548	0.036014	2.736407	0.0063
R-squared	0.065430	Mean dependent var	-	
			0.000213	
Adjusted R-squared	0.064536	S.D. dependent var	0.030180	

S.E. of regression	0.029190	Akaike info criterion	-
			4.228578
Sum squared resid	1.781598	Schwarz criterion	-
			4.220488
Log likelihood	4430.321	Hannan-Quinn criter.	-
			4.225615
F-statistic	73.19594	Durbin-Watson stat	1.979639
Prob(F-statistic)	0.000000		

- De même, le coefficient de la constante n'est pas aussi significatif avec une probabilité supérieure à 5% ;
- On teste donc la série sans trend et sans tendance.

Null Hypothesis: TCH has a unit root				
Exogenous: None				
Lag Length: 1 (Automatic - based on SIC, maxlag=25)				
			t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic			-0.446156	0.5217
Test critical values:	1% level		-2.566067	
	5% level		-1.940975	
	10% level		-1.616598	
*MacKinnon (1996) one-sided p-values.				
Augmented Dickey-Fuller Test Equation				
Dependent Variable: D(TCH)				
Method: Least Squares				
Date: 01/11/22 Time: 16:51				
Sample (adjusted): 1/03/2013 1/12/2021				
Included observations: 2094 after adjustments				
Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
TCH(-1)	-2.60E-05	5.84E-05	-0.446156	0.6555
D(TCH(-1))	-0.249455	0.021202	-11.76551	0.0000
R-squared	0.062083	Mean dependent var		-0.000213
Adjusted R-squared	0.061635	S.D. dependent var		0.030180
S.E. of regression	0.029235	Akaike info criterion		-4.225959
Sum squared resid	1.787978	Schwarz criterion		-4.220565
Log likelihood	4426.579	Hannan-Quinn criter.		-4.223983
Durbin-Watson stat	1.981258			

- La probabilité est supérieure à 5%, donc la série est non stationnaire pour un risque de 5%.
- Donc on procède à la stationnarisation de la série par différence première.

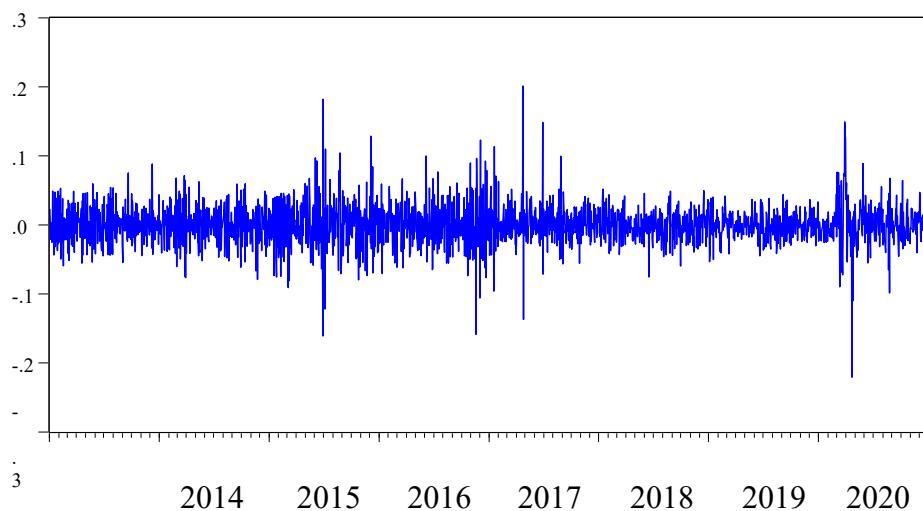
Augmented Dickey-Fuller Test Equation
Dependent Variable: D(TCH,2)
Method: Least Squares
Date: 01/11/22 Time: 16:56
Sample (adjusted): 1/03/2013 1/12/2021
Included observations: 2094 after adjustments

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
D(TCH(-1))	-1.249416	0.021198	-58.94033	0.0000
R-squared	0.624032	Mean dependent var	-4.71E-05	
Adjusted R-squared	0.624032	S.D. dependent var	0.047670	
S.E. of regression	0.029229	Akaike info criterion	-4.226819	
Sum squared resid	1.788148	Schwarz criterion	-4.224122	
Log likelihood	4426.479	Hannan-Quinn criter.	-4.225831	
Durbin-Watson stat	1.981201			

Donc notre série est maintenant stationnaire en différence première pour un niveau de 1%.

Figure2 : graphique de la série stationnarisé en différence première

DIFFTCH



Source : élaboré par l'auteur



Processus générateur de la série en différence première :

Le graphique montre que la transformation de la série en différence première a été couronnée de succès. En effet, la nouvelle série obtenue (DIFF_TCH) présente un comportement beaucoup plus stable autour d'une moyenne constante, sans tendance ni saisonnalité apparente.

Cette stationnarité, essentielle pour les analyses statistiques, permet d'appliquer des modèles comme ARIMA pour faire des prévisions ou étudier les relations entre différentes variables. Bien

que la différenciation première soit une méthode couramment utilisée, d'autres transformations plus complexes pourraient être nécessaires dans certains cas. En conclusion, cette transformation a préparé la série pour des analyses plus poussées.

Null Hypothesis: D(TCH) has a unit root		
Exogenous: None		
Lag Length: 0 (Automatic - based on SIC, maxlag=25)		
	t-Statistic	Prob.*
<hr/>		
Augmented Dickey-Fuller test statistic	-58.94033	0.0001
Test critical values:		
1% level	-2.566067	
5% level	-1.940975	
10% level	-1.616598	
<hr/>		
*MacKinnon (1996) one-sided p-values.		

Date: 01/11/22 Time: 17:05							
Sample: 1/01/2013 1/12/2021							
Included observations: 2095							
	Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob	
							
			1	-0.249	-0.249	129.79	0.000
			2	0.090	0.030	146.90	0.000
			3	-0.007	0.024	147.01	0.000
			4	0.005	0.007	147.07	0.000
			5	0.023	0.025	148.18	0.000
			6	-0.027	-0.017	149.71	0.000
			7	-0.060	-0.079	157.40	0.000
			8	-0.002	-0.035	157.41	0.000
			9	-0.050	-0.053	162.67	0.000
			10	0.035	0.016	165.29	0.000
			11	-0.015	0.007	165.78	0.000
			12	0.035	0.037	168.42	0.000
			13	-0.049	-0.038	173.50	0.000
			14	-0.019	-0.053	174.28	0.000
			15	0.025	0.005	175.60	0.000
			16	-0.052	-0.049	181.38	0.000

- On constate que toutes les probabilités sont inférieures à 0 donc, il ne s'agit pas d'un processus de marche de hasard mais d'un processus avec mémoire.

Avec un AR (1) et MA (2).

Estimation du modèle ARIMA (1,2)

Dependent Variable: DIFFTCH
Method: ARMA Conditional Least Squares (Gauss-Newton / Marquardt steps)
Date: 01/11/22 Time: 17:20
Sample (adjusted): 1/03/2013 1/12/2021
Included observations: 2094 after adjustments
Failure to improve likelihood (non-zero gradients) after 5 iterations
Coefficient covariance computed using outer product of gradients
MA Backcast: 1/01/2013 1/02/2013

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
AR(1)	-0.241840	0.021868	-11.05921	0.0000
MA(2)	0.035213	0.022545	1.561944	0.1185
R-squared	0.063122	Mean dependent var		-
				0.000213
Adjusted R-squared	0.062674	S.D. dependent var		0.030180
S.E. of regression	0.029219	Akaike info criterion		-
				4.227067
Sum squared resid	1.785997	Schwarz criterion		-
				4.221674
Log likelihood	4427.739	Hannan-Quinn criter.		-
				4.225091
Durbin-Watson stat	1.997783			
Inverted AR Roots	-.24			
Inverted MA Roots	-.00+.19i	-.00-.19i		

Estimation du modèle ARIMA (1,1)

Dependent Variable : DIFFTCH
Method: ARMA Conditional Least Squares (Gauss-Newton / Marquardt steps)
Date : 01/11/22 Time : 17 :22
Sample (adjusted) : 1/03/2013 1/12/2021
Included observations : 2094 after adjustments
Failure to improve likelihood (non-zero gradients) after 8 iterations
Coefficient covariance computed using outer product of gradients
MA Backcast : 1/02/2013

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
AR(1)	-0.341558	0.081535	-4.189080	0.0000
MA(1)	0.098102	0.086377	1.135746	0.2562
R-squared	0.062680	Mean dependent var		-
				0.000213
Adjusted R-squared	0.062232	S.D. dependent var		0.030180
S.E. of regression	0.029226	Akaike info criterion		-
				4.226595
Sum squared resid	1.786841	Schwarz criterion		-
				4.221202

Log likelihood	4427.245	Hannan-Quinn criter.	-
Durbin-Watson stat	1.994220		4.224619
Inverted AR Roots	-0.34		
Inverted MA Roots	-0.10		

On remarque, qu'il n'y a pas vraiment d'amélioration du coefficient de corrélation R^2 ou des critères de **AKAIKE** et de **Schwarz** ni pour les coefficients d'estimation. Donc on opte pour un modèle **ARIMA (1,1)**.

Dependent Variable : DIFFTCH				
Method: ARMA Conditional Least Squares (Gauss-Newton / Marquardt steps)				
Date : 01/11/22 Time : 17 :22				
Sample (adjusted) : 1/03/2013 1/12/2021				
Included observations : 2094 after adjustments				
Failure to improve likelihood (non-zero gradients) after 8 iterations				
Coefficient covariance computed using outer product of gradients				
MA Backcast : 1/02/2013				
Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
AR(1)	-0.341558	0.081535	-4.189080	0.0000
MA(1)	0.098102	0.086377	1.135746	0.2562
R-squared	0.062680	Mean dependent var		-0.000213
Adjusted R-squared	0.062232	S.D. dependent var		0.030180
S.E. of regression	0.029226	Akaike info criterion		-4.226595
Sum squared resid	1.786841	Schwarz criterion		-4.221202
Log likelihood	4427.245	Hannan-Quinn criter.		-4.224619
Durbin-Watson stat	1.994220			
Inverted AR Roots	-0.34			
Inverted MA Roots	-0.10			

• **L'étape de la validation du modèle ARIMA (1,2)**

Test du résidu :

Date: 01/11/22 Time: 18:06 Sample: 1/01/2013 1/12/2021 Included observations: 2094 Q-statistic probabilities adjusted for 2 ARMA terms						
Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob	
		1	0.001	0.001	0.0015	
		2	0.012	0.012	0.2857	
		3	0.024	0.024	1.4983	0.221
		4	0.007	0.007	1.6146	0.446
		5	0.023	0.022	2.6882	0.442
		6	-0.041	-0.041	6.1486	0.188
		7	-0.076	-0.077	18.168	0.003
		8	-0.031	-0.031	20.144	0.003
		9	-0.046	-0.043	24.648	0.001
		10	0.023	0.027	25.739	0.001
		11	0.003	0.009	25.763	0.002
		12	0.023	0.027	26.835	0.003
		13	-0.052	-0.057	32.434	0.001

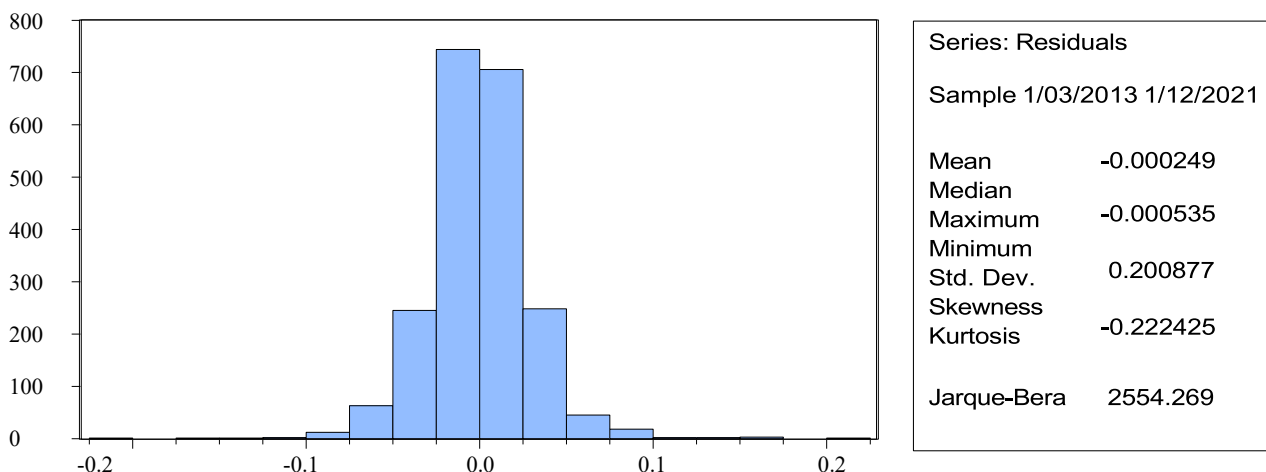
Tous les résidus sont à l'intérieur de l'intervalle de confiance, en outre, les probabilités sont inférieures à 5% ; cela signifie que le processus n'est pas stationnaire et qu'il a une mémoire .

- **Test du résidu au carrée :**

Date: 01/11/22 Time: 18:09 Sample: 1/01/2013 1/12/2021 Included observations: 2094						
Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob	
		1	0.276	0.276	159.37	0.000
		2	0.189	0.122	234.01	0.000
		3	0.098	0.021	254.33	0.000
		4	0.090	0.043	271.47	0.000
		5	0.074	0.030	282.88	0.000
		6	0.049	0.006	287.91	0.000
		7	0.039	0.009	291.10	0.000
		8	0.036	0.013	293.83	0.000
		9	0.053	0.033	299.81	0.000
		10	0.056	0.028	306.49	0.000
		11	0.047	0.014	311.23	0.000
		12	0.038	0.008	314.29	0.000
		13	0.059	0.036	321.57	0.000
		14	0.076	0.044	333.60	0.000
		15	0.155	0.120	384.40	0.000

L'analyse des fonctions d'autocorrélation et d'autocorrélation partielle révèle une forte dépendance entre les observations de la série temporelle étudiée, indiquant une non-stationnarité. Cela signifie

que les propriétés statistiques de la série évoluent dans le temps, ce qui rend les analyses classiques difficiles. Pour remédier à cela, il est nécessaire de transformer la série (par exemple, en calculant les différences premières) afin de la stabiliser et de pouvoir ainsi appliquer des modèles économétriques ou statistiques plus adaptés.



L'histogramme des résidus présente une distribution fortement déviante de la normale, avec une asymétrie positive prononcée et un excès de kurtosis. Cette non-normalité, confirmée par le test de Jarque-Bera, indique que le modèle utilisé ne capture pas adéquatement les caractéristiques des données. Ces résultats remettent en question la validité des conclusions statistiques tirées de ce modèle et suggèrent la nécessité d'explorer d'autres spécifications ou transformations des données. Ce résultat est confirmé par le test des résidus au carrés avec un retard pour la fonction d'autocorrélation simple et partielle. Le test de Jarque Bera confirme le résultat de la non-normalité du résidu. L'ensemble des résultats laissent suggérer un **GARCH (1,2)**. C'est ce que l'on va tester dans la prochaine étape.

Test : ARCH

Heteroskedasticity Test: ARCH

F-statistic	0.357141	Prob. F(1,2091)	0.5502
Obs*R-squared	0.357422	Prob. Chi-Square(1)	0.5499

Test Equation:

Dependent Variable: WGT_RESID^2

Method: Least Squares

Date: 01/11/22 Time: 18:54

Sample (adjusted): 1/04/2013 1/12/2021

Included observations: 2093 after adjustments

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	1.013523	0.063925	15.85490	0.0000
WGT_RESID^2(-1)	-0.013081	0.021889	-0.597613	0.5502
R-squared	0.000171	Mean dependent var		1.000478
Adjusted R-squared	-0.000307	S.D. dependent var		2.748306
S.E. of regression	2.748728	Akaike info criterion		4.861109
Sum squared resid	15798.56	Schwarz criterion		4.866504
Log likelihood	-5085.150	Hannan-Quinn criter.		4.863085
F-statistic	0.357141	Durbin-Watson stat		1.996440
Prob(F-statistic)	0.550163			

Le tableau présenté ne correspond pas à un graphique mais à un tableau de résultats d'un test ARCH (AutoRegressive Conditional Heteroskedasticity). Ce test est utilisé pour vérifier la présence d'hétéroscédasticité, c'est-à-dire de variations de la variance des résidus d'un modèle au cours du temps.

Les résultats du test ARCH indiquent que :

L'hypothèse nulle d'homoscédasticité n'est pas rejetée : Les valeurs de la statistique F (0.357141) et de la statistique de test du chi-deux (0.357422) sont faibles, et les plus-values associées sont supérieures à 0.05. Cela signifie que nous ne pouvons pas rejeter l'hypothèse selon laquelle la variance des résidus est constante au cours du temps.

Le modèle ARCH n'apporte pas d'amélioration significative : L'équation de test ARCH montre que le coefficient associé au terme retardé des résidus au carré n'est pas significativement différent de zéro (p-value = 0.5502). Cela signifie que le modèle ARCH ne parvient pas à expliquer les variations de la variance des résidus.

En conclusion, les résultats du test ARCH suggèrent que l'hypothèse d'homoscédasticité n'est pas violée dans les données analysées. Cela signifie que la variance des résidus est relativement stable au cours du temps, et qu'il n'est pas nécessaire d'introduire un modèle ARCH pour prendre en compte l'hétéroscédasticité. Cependant, il est important de noter que ce résultat est spécifique au modèle et aux données analysés, et qu'il convient de toujours vérifier l'hypothèse d'homoscédasticité dans toute analyse économétrique.

Estimation ARCH

Dependent Variable: DIFFTCH				
Method: ML ARCH - Normal distribution (OPG - BHHH / Marquardt steps)				
Date: 01/11/22 Time: 18:52				
Sample (adjusted): 1/03/2013 1/12/2021				
Included observations: 2094 after adjustments				
Convergence achieved after 99 iterations				
Coefficient covariance computed using outer product of gradients				
MA Backcast: 1/02/2013				
Presample variance: backcast (parameter = 0.7)				
GARCH = C(3) + C(4)*RESID(-1)^2 + C(5)*GARCH(-1)				
Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.
AR(1)	-0.179861	0.095123	-1.890816	0.0586
MA(1)	-0.090872	0.095005	-0.956492	0.3388
Variance Equation				
C	3.85E-05	4.42E-06	8.721952	0.0000
RESID(-1)^2	0.088240	0.011653	7.572226	0.0000
GARCH(-1)	0.867037	0.012990	66.74529	0.0000
R-squared	0.059768	Mean dependent var	-0.000213	
Adjusted R-squared	0.059318	S.D. dependent var	0.030180	
S.E. of regression	0.029271	Akaike info criterion	-4.363311	
Sum squared resid	1.792392	Schwarz criterion	-4.349827	
Log likelihood	4573.386	Hannan-Quinn criter.	-4.358371	
Durbin-Watson stat	1.935811			
Inverted AR Roots	-.18			
Inverted MA Roots	.09			

Estimation GARCH (1,2)

Dependent Variable: DIFFTCH				
Method: ML ARCH - Normal distribution (OPG - BHHH / Marquardt steps)				
Date: 01/11/22 Time: 18:52				
Sample (adjusted): 1/03/2013 1/12/2021				
Included observations: 2094 after adjustments				
Convergence achieved after 53 iterations				
Coefficient covariance computed using outer product of gradients				
MA Backcast: 1/02/2013				
Presample variance: backcast (parameter = 0.7)				
GARCH = C(3) + C(4)*RESID(-1)^2				
Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.
AR(1)	-0.135031	0.067112	-2.012031	0.0442
MA(1)	-0.148428	0.065449	-2.267829	0.0233
Variance Equation				
C	0.000624	1.34E-05	46.67188	0.0000
RESID(-1)^2	0.265254	0.026956	9.840256	0.0000
R-squared	0.057282	Mean dependent var	-0.000213	
Adjusted R-squared	0.056831	S.D. dependent var	0.030180	
S.E. of regression	0.029310	Akaike info criterion	-4.308842	
Sum squared resid	1.797131	Schwarz criterion	-4.298055	
Log likelihood	4515.358	Hannan-Quinn criter.	-4.304891	
Durbin-Watson stat	1.907592			
Inverted AR Roots	-.14			
Inverted MA Roots	.15			

Le tableau présenté rapporte les résultats de l'estimation d'un modèle GARCH (1,2) appliqué à une série temporelle dénommée "DIFFTCH". Ce type de modèle est couramment utilisé en économétrie financière pour modéliser la volatilité, c'est-à-dire les fluctuations de l'écart-type d'une série temporelle au cours du temps.

Le modèle GARCH (1,2) signifie que la variance conditionnelle à un instant t est expliquée par une constante, le carré des résidus retardés d'un pas (ARCH (1)) et la variance conditionnelle retardée d'un pas (GARCH (1)).

Tous les coefficients du modèle sont significativement différents de zéro au seuil de 5%, ce qui indique que le modèle est bien spécifié et que les variables explicatives apportent une information significative pour expliquer la volatilité.

Effet de la volatilité passée : Le coefficient associé à GARCH (-1) est positif et hautement significatif, ce qui signifie que la volatilité passée a un effet persistant sur la volatilité future. En d'autres termes, les périodes de haute volatilité tendent à être suivies par d'autres périodes de haute volatilité et vice versa.

Effet des chocs : Le coefficient associé à RESID (-1)² est également positif et hautement significatif, ce qui indique que les chocs passés (mesurés par les résidus au carré) ont un impact positif sur la volatilité future. Les chocs positifs ou négatifs importants tendent à augmenter la volatilité à court terme.

Les critères d'information (AIC, SIC, HQIC) sont négatifs et proches les uns des autres, ce qui suggère que le modèle GARCH (1,2) est relativement bien ajusté aux données et qu'il n'y a pas de sur-paramétrisation.

En résumé, les résultats de l'estimation GARCH (1,2) suggèrent que la série temporelle "DIFFTCH" présente un phénomène d'hétéroscédasticité, c'est-à-dire que sa variance varie au cours du temps. Le modèle GARCH (1,2) capture bien cette caractéristique, en montrant que la volatilité est influencée par sa propre histoire et par les chocs passés.

Donc on va opter pour un modèle GARCH (1,1) et ce en raison de la significativité de l'ensemble des coefficients. C'est le meilleur modèle que l'on a pu obtenir après de nombreuses estimations essayées. Notre modèle qui régit l'évolution du taux de change au Maroc est un modèle **ARIMA (1,1)** avec un effet **GARCH (1,1)**.

Le modèle estimé s'écrit donc :

$$TCH_t = -0.179861 TCH_{t-1} + 0.090872 e_{t-1} + e_t$$

- et dont les erreurs théoriques suivent un GARCH (1,1) : $E_t = U_t * h_t$ avec U_t suit une loi normale $N(0,1)$ et
- $h_t^2 = 3.85e-05 + 0.0882398967864 * e_{t-1}^2 + 0.867036833061 * h_{t-1}^2$

$$\text{GARCH} = 3.85085793146e-05 + 0.0882398967864 * \text{RESID} (-1)^2 + 0.867036833061 * \text{GARCH} (-1)$$

Conclusion

L'objectif de cette recherche était d'étudier le mouvement du taux de change et le fonctionnement de sa volatilité en utilisant une approche économétrique sur les séries temporelles financières. En utilisant les modèles ARIMA et GARCH, l'étude a pu analyser de manière conjointe la partie moyenne et la partie volatilité du taux de change EUR/USD pour la période 2010-2023.

Les observations empiriques soulignent que la série des taux de change possède des attributs spécifiques des séries financières, entre autres une grande variabilité, un lien étroit dans le temps et une occurrence de concentration de volatilité. Les tests de stationnarité soulignent le besoin d'adapter la série avant d'effectuer l'estimation, tandis que l'examen des résidus met en évidence une hétéroscédasticité conditionnelle qui justifie l'utilisation des modèles GARCH.

L'analyse économétrique démontre aussi que la variabilité du taux de change est fortement liée aux impacts précédents et aux degrés de volatilité antérieures, ce qui révèle une grande persistance des variations au sein du marché des devises. Ces conclusions valident l'utilité des modèles ARIMA-GARCH pour l'étude et la prévision des séries financières présentant une variance qui varie dans le temps.

Théoriquement, cette étude enrichit la littérature concernant la modélisation de la volatilité financière et l'examen des secteurs des devises. D'un point de vue pragmatique, elle offre des outils d'aide à la prise de décision destinés aux acheteurs, les établissements financiers et les institutions monétaires dans le contrôle du risque de change et la prévision des fluctuations de l'économie.

Cependant, cette recherche comporte quelques restrictions, en particulier le fait de se concentrer sur une seule paire de devises et l'utilisation de modèles linéaires classiques. Des études ultérieures pourraient inclure des modèles de volatilité asymétrique comme EGARCH ou TGARCH, et envisager une comparative entre différents marchés des changes pour affiner l'examen des processus de transmission de la volatilité.

Bibliographies:

- George E. P. Box, Gwilym M. Jenkins, Gregory C. Reinsel, & Greta M. Ljung. (2015). *Analyse des séries temporelles : Prévision et contrôle* (5e éd.). Wiley.
- Tim Bollerslev. (1986). Hétéroscédasticité conditionnelle autorégressive généralisée. *Journal of Econometrics*, 31(3), 307–327. [https://doi.org/10.1016/0304-4076\(86\)90063-1](https://doi.org/10.1016/0304-4076(86)90063-1)
- Robert F. Engle. (1982). Hétéroscédasticité conditionnelle autorégressive avec estimation de la variance de l'inflation au Royaume-Uni. *Econometrica*, 50(4), 987–1007. <https://doi.org/10.2307/1912773>
- James D. Hamilton. (1994). *Analyse des séries temporelles*. Princeton University Press.
- William H. Greene. (2018). *Analyse économétrique* (8e éd.). Pearson.
- Walter Enders. (2022). *Séries temporelles économétriques appliquées* (5e éd.). Wiley.
- Paul Newbold, William L. Carlson, & Betty Thorne. (2019). *Statistiques pour l'entreprise et l'économie* (9e éd.). Pearson.
- Damodar N. Gujarati, & Dawn C. Porter. (2021). *Économétrie de base* (6e éd.). McGraw-Hill Education.
- [International Monetary Fund \(IMF\)](#). (2025). *Statistiques financières internationales*. Publications du FMI.
- [World Bank](#). (2025). *Indicateurs du développement mondial*. Publications de la Banque mondiale.
- [Bank for International Settlements \(BIS\)](#). (2025). *Enquête triennale des banques centrales sur les marchés des changes et des produits dérivés de gré à gré*. Publications de la BRI.
- Ruey S. Tsay. (2010). *Analyse des séries temporelles financières* (3e éd.). Wiley.
- Chris Brooks. (2019). *Introduction à l'économétrie financière* (4e éd.). Cambridge University Press.
- Helmut Lütkepohl. (2005). *Nouvelle introduction à l'analyse multivariée des séries temporelles*. Springer.
- C.W.J. Granger, & Paul Newbold. (1974). Régressions fallacieuses en économétrie. *Journal of Econometrics*, 2(2), 111–120. [https://doi.org/10.1016/0304-4076\(74\)90034-7](https://doi.org/10.1016/0304-4076(74)90034-7)
- Clive W. J. Granger. (1981). Certaines propriétés des données de séries temporelles et leur utilisation dans la spécification des modèles économétriques. *Journal of Econometrics*, 16(1), 121–130. [https://doi.org/10.1016/0304-4076\(81\)90079-8](https://doi.org/10.1016/0304-4076(81)90079-8)

- Søren Johansen. (1991). Estimation et test d'hypothèses des vecteurs de cointégration dans les modèles vectoriels autorégressifs gaussiens. *Econometrica*, 59(6), 1551–1580. <https://doi.org/10.2307/2938278>
- Peter C. B. Phillips, & Pierre Perron. (1988). Test de racine unitaire dans les régressions de séries temporelles. *Biometrika*, 75(2), 335–346. <https://doi.org/10.1093/biomet/75.2.335>
- David A. Dickey, & Wayne A. Fuller. (1979). Distribution des estimateurs pour les séries temporelles autorégressives avec racine unitaire. *Journal of the American Statistical Association*, 74(366), 427–431. <https://doi.org/10.1080/01621459.1979.10482531>