



Université abdelmalek essaâdi

Faculté des sciences juridiques économiques et sociales Tanger

Département des sciences économiques et gestion



## Économétrie financière

---

### Projet des séries temporelles

---

Préparé par : CHALKHOUNE Oumaima

Encadré par : Mr MADKOUR Jaouad

2022/2023

# Table des matières

<b>1</b>	<b>Introduction Générale</b>	<b>5</b>
<b>2</b>	<b>Collecte des données</b>	<b>6</b>
<b>3</b>	<b>La première analyse exploratoire des données</b>	<b>8</b>
3.1	Introduction . . . . .	8
3.2	Les graphiques des cours ajustées à la clôture : . . . . .	9
3.2.1	La méthode informelle pour tester la stationnarité . . . . .	9
3.2.2	La normalité : . . . . .	10
3.2.3	La présence des valeurs manquantes . . . . .	11
3.2.4	La présence des valeurs extrêmes . . . . .	12
3.3	Les hypothèses . . . . .	12
3.4	Vérification des hypothèses par des statistiques descriptives et des tests d'hypothèses : . . . . .	12
3.4.1	La méthode formelle pour tester et vérifier la stationnarité : test ADF . . . . .	13
3.4.2	Vérification de la normalité : test de Jarque et Bera . . . . .	15
3.5	Conclusion . . . . .	16
<b>4</b>	<b>La deuxième analyse exploratoire des données</b>	<b>17</b>
4.1	Les représentations graphiques des rentabilités : . . . . .	17
4.1.1	La méthode informelle pour tester la stationnarité : . . . . .	17
4.1.2	La normalité : . . . . .	18
4.1.3	La présence des valeurs manquantes . . . . .	19
4.1.4	La présence des valeurs extrêmes . . . . .	19
4.2	Les hypothèses . . . . .	19

4.3	Vérification des hypothèses par des statistiques descriptives et des testes d'hypothèses . . . . .	20
4.3.1	La méthode formelle pour tester et vérifier la stationnarité : test ADF . . . . .	20
4.3.2	Vérification de la normalité : test de Jarque et Bera . . . . .	23
4.4	Conclusion . . . . .	24
<b>5</b>	<b>Modélisation de la série</b>	<b>25</b>
5.1	Prévision automatique ARMA . . . . .	27
5.2	Les difficultés trouvés . . . . .	27
<b>6</b>	<b>Conclusion Générale</b>	<b>28</b>

# Table des figures

2.1	Capture d'écran : Page du site Yahoo Finance . . . . .	7
2.2	Capture d'écran de base des données "Excel" . . . . .	7
3.1	Graphique obtenu à partir d'Eviews . . . . .	9
3.2	Corrélogramme obtenu à partir d'Eviews . . . . .	10
3.3	Graphique de distribution obtenu à partir d'Eviews . . . . .	10
3.4	Graphique des cours 2018-2020 obtenu à partir d'Eviews . . . . .	11
3.5	Graphique des cours de 2023 obtenu à partir d'Eviews . . . . .	11
3.6	Boxplot obtenu par Eviews . . . . .	12
3.7	Augmented Dickey-Fuller à partir d'Eviews avec la tendance et l'intercept	13
3.8	Augmented Dickey-Fuller avec la constante seulement à partir d'Eviews .	14
3.9	Augmented Dickey-Fuller sans constante et tendance à partir d'Eviews .	15
3.10	Tableau statistique obtenue par Eviews . . . . .	16
4.1	La rentabilité des prix obtenue par Eviews . . . . .	18
4.2	Corrélogramme obtenu à partir d'Eviews . . . . .	18
4.3	La distribution des rentabilités obtenue par Eviews . . . . .	19
4.4	Boxplot obtenu par Eviews . . . . .	19
4.5	Augmented Dickey-Fuller à partir d'Eviews . . . . .	21
4.6	Augmented Dickey-Fuller avec seulement la constante à partir d'Eviews .	22
4.7	Augmented Dickey-Fuller sans tendance et constante à partir d'Eviews .	23
4.8	Tableau statistique obtenue par Eviews . . . . .	24
5.1	Les spécifications de prévision par Eviews . . . . .	26
5.2	Choix de critère à partir d'Eviews . . . . .	26
5.3	Prévision automatique ARMA . . . . .	27

# Remerciement

Cher Professeur Mr Jaouaad Madkour,

Je tiens à exprimer ma profonde gratitude envers vous pour m'avoir offert l'opportunité de réaliser ce rapport. Votre soutien, vos conseils et votre expertise ont été essentiels à la réussite de ce projet, et je tiens à vous remercier sincèrement pour votre dévouement à l'égard de votre enseignement et de notre formation.

Votre passion pour votre domaine d'expertise transparaît à travers vos cours inspirants et vos encouragements constants à la recherche et à l'approfondissement des connaissances. Vos conseils éclairés et votre expertise ont été inestimables pour guider mes efforts tout au long de ce rapport et ces deux semestres . J'apprécie sincèrement les discussions intellectuellement stimulantes que nous avons eues, ainsi que votre disponibilité pour répondre à mes questions et me fournir une rétroaction constructive.

# Chapitre 1

## Introduction Générale

Le domaine financier est réputé pour son caractère dynamique et complexe, où les variations des cours des actions jouent un rôle crucial. Dans le cadre de ce projet, nous nous concentrons sur l'analyse de séries temporelles des cours ajustés à la clôture des actions, en utilisant des données réelles téléchargées.

L'objectif principal de ce projet est de modéliser ces séries temporelles afin de mieux comprendre leur comportement et d'en tirer des conclusions utiles pour les investisseurs et les analystes financiers.

Ce travail nous offre donc une opportunité passionnante d'explorer les dynamiques des cours ajustés à la clôture des actions, en utilisant des outils statistiques et des modèles adaptés.

Les résultats obtenus auront des implications significatives pour les professionnels de la finance et les investisseurs, en les aidant à prendre des décisions éclairées et à mieux comprendre les comportements des marchés financiers.

# Chapitre 2

## Collecte des données

La première étape de ce projet consiste à télécharger l'historique des cours ajustés à la clôture de l'action Advanced Micro Devices (AMD) à partir de Yahoo Finance, de 15 Juillet 2018 au 15 Juillet 2023.

Les cours ajustés à la clôture sont des valeurs qui tiennent compte des ajustements tels que les dividendes, les scissions d'actions ou les regroupements d'actions, ce qui permet d'obtenir une représentation plus précise de la performance de l'action au fil du temps.

Pour effectuer ce téléchargement, vous pouvez utiliser des bibliothèques de programmation telles que pandas ou yfinance en Python, qui offrent des fonctionnalités pour récupérer les données financières à partir de sources en ligne.

En utilisant l'API fournie par Yahoo Finance, vous pouvez spécifier l'action souhaitée, la plage de dates et les paramètres supplémentaires tels que la fréquence des données (quotidiennes, hebdomadaires, etc.) ou les colonnes spécifiques à inclure (ouvrir, fermer, haut, bas, volume, etc.).

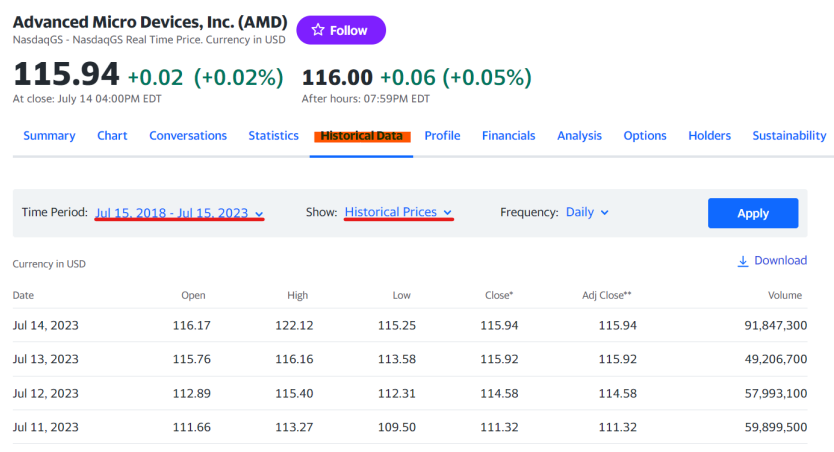


FIGURE 2.1 – Capture d'écran : Page du site Yahoo Finance

Une fois qu'on télécharge l'historique des cours ajustés à la clôture, on les stocker dans une structure de données appropriée, telle qu'Excel.

1	Date	Adj Close								
2	16/07/2018	16,58								
3	17/07/2018	16,87								
4	18/07/2018	16,85								
5	19/07/2018	16,71								
6	20/07/2018	16,5								
7	23/07/2018	16,66								
8	24/07/2018	16,19								
9	25/07/2018	16,05								
10	26/07/2018	18,35								
11	27/07/2018	18,94								
12	30/07/2018	19,42								
13	31/07/2018	18,33								

FIGURE 2.2 – Capture d'écran de base des donnés "Excel"



# Chapitre 3

## La première analyse exploratoire des données

### 3.1 Introduction

L'analyse exploratoire des données est une étape cruciale dans le processus d'analyse de données. Elle consiste à examiner et à résumer les principales caractéristiques, tendances et relations présentes dans un ensemble de données sans faire d'hypothèses a priori. L'objectif principal de l'analyse exploratoire est de découvrir des informations utiles, des motifs intéressants ou des anomalies qui pourraient mériter une étude plus approfondie. les principales caractéristiques de l'analyse exploratoire des données :

- Visualisation des données : L'utilisation de graphiques et de représentations visuelles est essentielle pour explorer les données. Les diagrammes en barres, les histogrammes, les diagrammes de dispersion, les boîtes à moustaches (box plots), les graphiques de séries temporelles, etc., permettent d'obtenir une vue d'ensemble des données et d'identifier des tendances ou des schémas.
- Statistiques sommaires : Les statistiques descriptives, telles que la moyenne, la médiane, l'écart type, les quantiles, les valeurs minimales et maximales, fournissent une première impression des propriétés statistiques des données.
- Détection des valeurs manquantes ou aberrantes : L'analyse exploratoire permet d'identifier les valeurs manquantes ou les points de données aberrants qui pourraient influencer les résultats de l'analyse.
- Relations entre les variables : L'exploration des relations entre différentes variables

aide à comprendre leur corrélation ou leur dépendance. On peut utiliser des matrices de corrélation, des graphiques de dispersion avec des couleurs codées pour différentes catégories, etc.

- Hypothèses pour des analyses ultérieures : L'analyse exploratoire peut également conduire à la formulation d'hypothèses ou de questions spécifiques qui pourraient être testées de manière plus formelle dans des analyses statistiques ultérieures.

## 3.2 Les graphiques des cours ajustés à la clôture :

Cette section contient les représentations graphiques des cours ajustés à la clôture d'une période de 5ans, ainsi que les hypothèses liées aux graphiques.

### 3.2.1 La méthode informelle pour tester la stationnarité

Dans la **figure 2.1** suivant il y a une tendance à la hausse et à la baisse au cours des années. Ainsi il n'existe pas une volatilité ni un intervalle des fluctuations bien déterminé.



FIGURE 3.1 – Graphique obtenu à partir d'Eviews

Pour qu'une série temporelle soit considérée comme stationnaire, les valeurs d'autocorrélation doivent décroître rapidement vers zéro à mesure que le décalage augmente. Si les valeurs d'autocorrélation restent significativement différentes de zéro pour plusieurs décalages, cela indique la présence d'une dépendance temporelle dans la série, ce qui suggère qu'elle n'est pas stationnaire.

la figure 2.2 suivante présente les valeurs d'autocorrélation avec 12 décalages .

Date: 07/18/23 Time: 02:53  
Sample: 7/16/2018 7/14/2023  
Included observations: 1258























Autocorrelation	Partial Correlation		AC	PAC	Q-Stat	Prob
		1	0.995	0.995	1249.5	0.000
		2	0.991	0.019	2489.0	0.000
		3	0.987	0.014	3719.0	0.000
		4	0.983	0.009	4939.6	0.000
		5	0.978	-0.016	6150.6	0.000
		6	0.974	0.002	7352.1	0.000
		7	0.970	-0.014	8543.9	0.000
		8	0.965	-0.038	9725.1	0.000
		9	0.961	0.020	10897.	0.000
		10	0.956	-0.011	12058.	0.000
		11	0.952	0.049	13210.	0.000
		12	0.948	-0.017	14353.	0.000

FIGURE 3.2 – Corrélogramme obtenu à partir d'Eviews

Vue que la fonction d'autocorrélation ne chute pas d'une manière exponentiel, et toutes les valeurs sont presque proche de 1, on peut supposer que le processus est non stationnaire.

### 3.2.2 La normalité :

La figure 2.3 présente la distribution des cours ajustés à la clôture qui ne suit pas une forme de cloche (c'est-à-dire une distribution anormale).

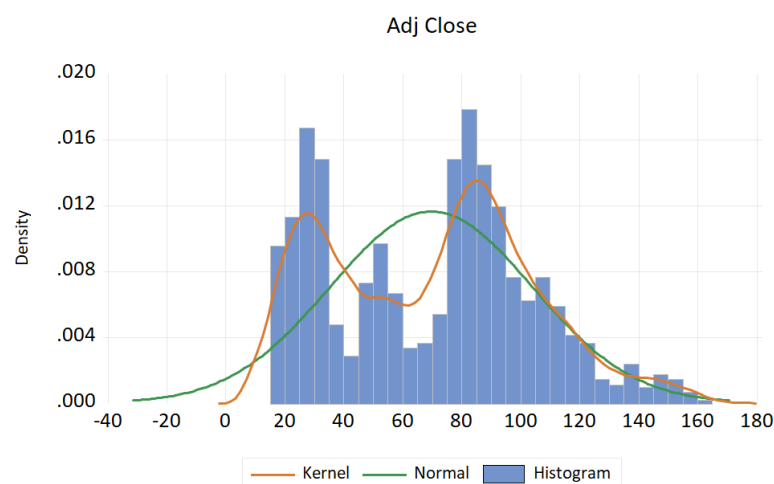


FIGURE 3.3 – Graphique de distribution obtenu à partir d'Eviews

**Note :** Une distribution non normale peut avoir des implications sur la manière dont on va analyser et modéliser les données.

### 3.2.3 La présence des valeurs manquantes

Dans les deux graphiques suivants on peut remarquer qu'il y a des valeurs manquantes. Dans **la figure 2.4**, on peut visualiser des perturbations au cours des mois de l'année 2023, c-à-d un manque des données. Ainsi, **la figure 2.5** montre que dans la troisième trimestre de l'année 2018 le vide ou bien la perturbation au niveau de série, cela traduit la non-existence de quelque données.



FIGURE 3.4 – Graphique des cours 2018-2020 obtenu à partir d'Eviews



FIGURE 3.5 – Graphique des cours de 2023 obtenu à partir d'Eviews

### 3.2.4 La présence des valeurs extrêmes

Le boxplot est un graphique qui permet de visualiser rapidement la distribution statistique d'un ensemble de données numériques. Il montre la médiane, les quartiles, la dispersion et les valeurs aberrantes potentielles. C'est un outil efficace pour résumer et comparer les données, facilitant ainsi l'analyse exploratoire des données.

**La figure 2.6** confirme l'absence de valeurs aberrantes ou extrêmes dans la série de prix d'action d'AMD, ce qui est rassurant pour les investisseurs. Cela suggère une certaine stabilité dans nos données.

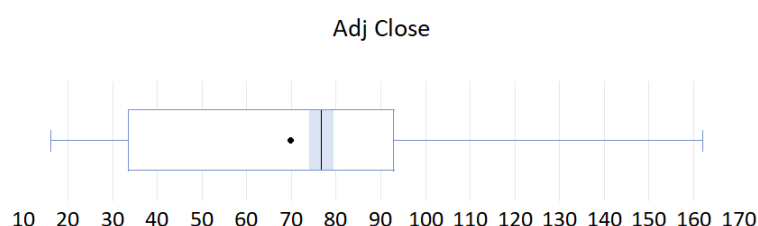


FIGURE 3.6 – Boxplot obtenu par Eviews

## 3.3 Les hypothèses

On se basant sur les graphiques des cours ajustés à la clôture qui sont obtenues par Eviews, on peut poser les hypothèses suivants :

- La série temporelles des cours ajustés à la clôture d'AMD n'est pas stationnaire.
- La série temporelle ne suit pas la loi normale .
- Il manque des valeurs dans notre série temporelles.
- La série d'AMD ne contient pas des valeurs extrêmes.

## 3.4 Vérification des hypothèses par des statistiques descriptives et des testes d'hypothèses :

Comme l'analyse exploratoire des données se compose de deux étapes, et après la visualisations des représentations graphiques qui est la première étape, on passe au partie de vérification des hypothèses posés dans la section des hypothèses pour les vérifier à l'aide des statistiques descriptives et quelques tests.

### 3.4.1 La méthode formelle pour tester et vérifier la stationnarité : test ADF

Pour vérifier la stationnarité de notre série temporelle , on va utiliser le test Augmented Dickey et Fuller (ADF).

Le test Augmented Dickey-Fuller (ADF) est un test statistique utilisé pour vérifier la présence de racines unitaires dans une série temporelle. Les racines unitaires sont des valeurs propres de la matrice de régression égales à 1, ce qui indique que la série temporelle présente une tendance ou une dépendance temporelle non stationnaire.

L'hypothèse nulle du test ADF est que la série temporelle possède une racine unitaire, c'est-à-dire qu'elle n'est pas stationnaire. En revanche, l'hypothèse alternative est que la série est stationnaire, c'est-à-dire qu'elle ne possède pas de racine unitaire.

Null Hypothesis: ADJ_CLOSE has a unit root				
Exogenous: Constant, Linear Trend				
Lag Length: 0 (Automatic - based on SIC, maxlag=12)				
	t-Statistic	Prob.*		
Augmented Dickey-Fuller test statistic	-2.205642	0.4855		
Test critical values:	1% level	-3.965363		
	5% level	-3.413390		
	10% level	-3.128731		
*MacKinnon (1996) one-sided p-values.				
Augmented Dickey-Fuller Test Equation				
Dependent Variable: D(ADJ_CLOSE)				
Method: Least Squares				
Date: 07/18/23 Time: 03:35				
Sample (adjusted): 7/17/2018 7/14/2023				
Included observations: 1257 after adjustments				
Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
ADJ_CLOSE(-1)	-0.007694	0.003488	-2.205642	0.0276
C	0.270219	0.166974	1.618337	0.1058
@TREND("7/16/2018")	0.000547	0.000329	1.662338	0.0967
R-squared	0.003877	Mean dependent var		0.079045
Adjusted R-squared	0.002289	S.D. dependent var		2.605839
S.E. of regression	2.602855	Akaike info criterion		4.753479
Sum squared resid	8495.670	Schwarz criterion		4.765738
Log likelihood	-2984.562	Hannan-Quinn criter.		4.758086
F-statistic	2.440498	Durbin-Watson stat		2.055994
Prob(F-statistic)	0.087531			

FIGURE 3.7 – Augmented Dickey-Fuller à partir d'Eviews avec la tendance et l'intercept

La figure 2.7 précédant présente les résultats du test Augmented Dickey-Fuller au niveau. La variable d'intérêt est testée pour sa stationnarité à l'aide d'EViews. On remarque que la p-value de la tendance est 0.0967 supérieure à 0.05 ce qui indique que la tendance statistiquement n'est pas significative. Par conséquent, nous passons à l'étape qui exclut la tendance.

Null Hypothesis: ADJ_CLOSE has a unit root				
Exogenous: Constant				
Lag Length: 0 (Automatic - based on SIC, maxlag=12)				
	t-Statistic	Prob.*		
Augmented Dickey-Fuller test statistic	-1.454186	0.5567		
Test critical values:	1% level	-3.435340		
	5% level	-2.863631		
	10% level	-2.567933		
*MacKinnon (1996) one-sided p-values.				
Augmented Dickey-Fuller Test Equation				
Dependent Variable: D(ADJ_CLOSE)				
Method: Least Squares				
Date: 07/23/23 Time: 14:44				
Sample (adjusted): 7/17/2018 7/14/2023				
Included observations: 1257 after adjustments				
Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
ADJ_CLOSE(-1)	-0.003118	0.002144	-1.454186	0.1461
C	0.296101	0.166363	1.779850	0.0753
R-squared	0.001682	Mean dependent var		0.079045
Adjusted R-squared	0.000887	S.D. dependent var		2.605839
S.E. of regression	2.604683	Akaike info criterion		4.754089
Sum squared resid	8514.391	Schwarz criterion		4.762262
Log likelihood	-2985.945	Hannan-Quinn criter.		4.757161
F-statistic	2.114658	Durbin-Watson stat		2.060883
Prob(F-statistic)	0.146145			

FIGURE 3.8 – Augmented Dickey-Fuller avec la constante seulement à partir d'Eviews

Dans la figure 2.8 , la p-value associée à la constante est 0.0753 supérieure à 0.05, ce qui indique que la constante n'est pas statistiquement significative. Par conséquent, nous procédons à l'élimination de la constante et la tendance.

Null Hypothesis: ADJ\_CLOSE has a unit root  
 Exogenous: None  
 Lag Length: 0 (Automatic - based on SIC, maxlag=12)

	t-Statistic	Prob.*
<b>Augmented Dickey-Fuller test statistic</b>	<b>0.322897</b>	<b>0.7787</b>
Test critical values: 1% level	-2.566803	
5% level	-1.941075	
10% level	-1.616530	

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

Augmented Dickey-Fuller Test Equation  
 Dependent Variable: D(ADJ\_CLOSE)  
 Method: Least Squares  
 Date: 07/23/23 Time: 15:02  
 Sample (adjusted): 7/17/2018 7/14/2023  
 Included observations: 1257 after adjustments

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
ADJ_CLOSE(-1)	0.000306	0.000948	0.322897	0.7468
R-squared	-0.000838	Mean dependent var		0.079045
Adjusted R-squared	-0.000838	S.D. dependent var		2.605839
S.E. of regression	2.606930	Akaike info criterion		4.755019
Sum squared resid	8535.883	Schwarz criterion		4.759105
Log likelihood	-2987.529	Hannan-Quinn criter.		4.756555
Durbin-Watson stat	2.062746			

FIGURE 3.9 – Augmented Dickey-Fuller sans constante et tendance à partir d'Eviews

La p-value du test de racine unitaire qui égale à 0.7787 est supérieure au niveau de confiance 0,05 cela signifie que la statistique de test est statistiquement insignifiante. Par conséquent, on ne rejette pas notre hypothèse nulle et on conclut que la série a une racine unitaire, d'autres termes, la série est non-stationnaire.

### 3.4.2 Vérification de la normalité : test de Jarque et Bera

Dans la figure 2.8 , la p-value du test de Jarque et Bera est nulle, c-à-d elle est inférieure à 0.05, donc on rejette l'hypothèse nulle de la distribution normale. Et on conclut que les données ne suit pas la loi normale.



Date: 07/18/23 Time: 17:47  
Sample: 7/16/2018 7/14/2023

---

	ADJ_CLOSE
Mean	69.64176
Median	76.56500
Maximum	161.9100
Minimum	16.05000
Std. Dev.	34.28402
Skewness	0.186885
Kurtosis	2.195320
Jarque-Bera	41.26320
Probability	0.000000
Sum	87609.33
Sum Sq. Dev.	1477471.
Observations	1258

FIGURE 3.10 – Tableau statistique obtenue par Eviews

Ainsi, La série de prix d'action d'AMSD a une moyenne de 69.64176 et un écart type de 76.56500. De plus, la skewness (asymétrie) de 0,186885 indique une légère asymétrie positive , tandis que la kurtosis (aplatissement) de 2.19532 montre une distribution relativement plus aplatie que celle d'une distribution normale. Ces informations suggèrent que les prix ont tendance à fluctuer considérablement autour de leur moyenne, tout en étant relativement proches d'une courbe normale.

### 3.5 Conclusion

D'après cette analyse exploratoire des données, on conclut après avoir vérifier les hypothèses tirées, que notre série temporelle n'est pas stationnaire. Et afin de modéliser une série temporelle, la stationnarité est une condition nécessaire.

# Chapitre 4

## La deuxième analyse exploratoire des données

Pour modéliser notre série temporelle, il faut qu'elle soit stationnaire, et ce n'est pas le cas dans les cours ajustés à la clôture qui faisaient l'étude de premier chapitre, alors pour éviter cette anomalie, on va transformer la série temporelle des cours ajustés à la clôture en série temporelle de rentabilité.

### 4.1 Les représentations graphiques des rentabilités :

Cette section contient les représentations graphiques de notre série temporelle des rentabilités, ainsi que les hypothèses liées aux graphiques.

#### 4.1.1 La méthode informelle pour tester la stationnarité :

On remarque dans la **figure 3.1** suivant qu'il n'y a une tendance au cours des années. Ainsi une forte volatilité autour de la valeur 0, et l'intervalle de fluctuation est bien déterminé.

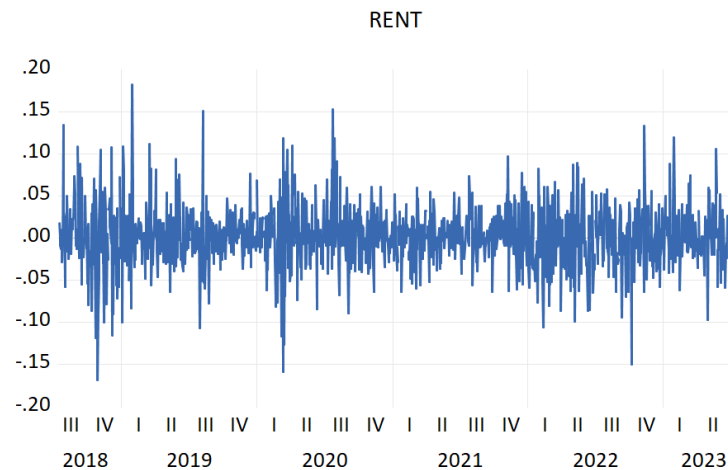


FIGURE 4.1 – La rentabilité des prix obtenue par Eviews

la figure 3.2 suivante présente les valeurs d'autocorrélation avec 12 décalages .  
On observe que la fonction d'autocorrélation ne reste pas invariable autour de 1, mais il trace une courbe alternative entre 0, ce qui montre que la série est stationnaire.

Date: 07/18/23    Time: 19:50  
Sample (adjusted): 7/17/2018 7/14/2023  
Included observations: 1257 after adjustments

























Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob	
		1	-0.046	-0.046	2.6808	0.102
		2	0.027	0.025	3.5834	0.167
		3	-0.066	-0.063	9.0122	0.029
		4	0.014	0.008	9.2681	0.055
		5	0.012	0.016	9.4581	0.092
		6	-0.026	-0.029	10.285	0.113
		7	0.062	0.061	15.133	0.034
		8	-0.056	-0.048	19.064	0.015
		9	0.032	0.022	20.374	0.016
		10	-0.035	-0.022	21.926	0.015
		11	0.037	0.026	23.650	0.014
		12	0.035	0.042	25.170	0.014

FIGURE 4.2 – Corrélogramme obtenu à partir d'Eviews

#### 4.1.2 La normalité :

La figure 3.3 présente la distribution des rentabilités qui suit la forme de cloche.

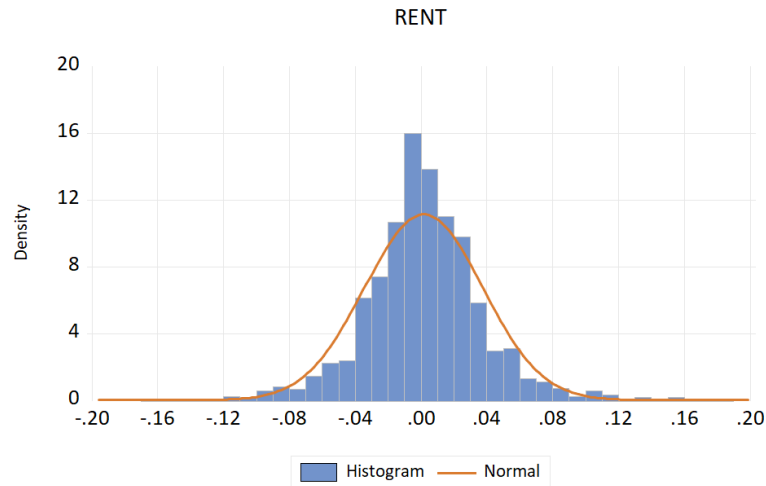


FIGURE 4.3 – La distribution des rentabilités obtenue par Eviews

### 4.1.3 La présence des valeurs manquantes

Dans le graphique **la figure 3.1** on peut remarquer qu'il n'y a pas des valeurs manquants. On ne peut pas visualiser des perturbations au cours de la période , c-à-d un manque des données. Cela traduit que toutes les données sont présents.

### 4.1.4 La présence des valeurs extrêmes

Dans la figure **la figure 3.4**, ils se trouvent des données en dehors de la boîte à moustaches qui traduit qu'il y des valeurs extérieures " des valeurs aberrantes "

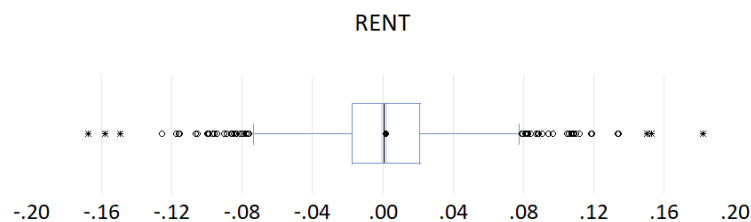


FIGURE 4.4 – Boxplot obtenu par Eviews

## 4.2 Les hypothèses

On se basant sur les graphiques des cours ajustées à la clôture qui sont obtenues par Eviews, on peut poser les hypothèses suivants :

- La série temporelle des cours d'AMD est stationnaire.
- Les cours ou bien les données traitées ne suivent pas la loi normale.
- Toutes les valeurs sont présentes.
- L'existence des valeurs aberrantes ou extrêmes.

## **4.3 Vérification des hypothèses par des statistiques descriptives et des tests d'hypothèses**

Comme l'analyse exploratoire des données se compose de deux étapes, et après la visualisation des représentations graphiques qui est la première étape, on passe à la partie de vérification des hypothèses posées dans la section des hypothèses pour les vérifier à l'aide des statistiques descriptives et quelques tests.

### **4.3.1 La méthode formelle pour tester et vérifier la stationnarité : test ADF**

La figure 3.5 présente les résultats du test Augmented Dickey-Fuller au niveau. La variable d'intérêt est testée pour sa stationnarité à l'aide d'EViews.

Null Hypothesis: RENT has a unit root  
Exogenous: Constant, Linear Trend  
Lag Length: 0 (Automatic - based on SIC, maxlag=12)

	t-Statistic	Prob.*
<b>Augmented Dickey-Fuller test statistic</b>	<b>-37.09417</b>	<b>0.0000</b>
Test critical values: 1% level	-3.965369	
5% level	-3.413393	
10% level	-3.128732	

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

Augmented Dickey-Fuller Test Equation  
Dependent Variable: D(RENT)  
Method: Least Squares  
Date: 07/18/23 Time: 19:51  
Sample (adjusted): 7/18/2018 7/14/2023  
Included observations: 1256 after adjustments

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
RENT(-1)	-1.046714	0.028218	-37.09417	0.0000
C	0.003135	0.002028	1.545554	0.1225
@TREND("7/16/2018")	-2.43E-06	2.79E-06	-0.869748	0.3846
R-squared	0.523389	Mean dependent var	-1.37E-05	
Adjusted R-squared	0.522628	S.D. dependent var	0.051877	
S.E. of regression	0.035843	Akaike info criterion	-3.816970	
Sum squared resid	1.609725	Schwarz criterion	-3.804703	
Log likelihood	2400.057	Hannan-Quinn criter.	-3.812360	
F-statistic	687.9891	Durbin-Watson stat	1.997681	
Prob(F-statistic)	0.000000			

FIGURE 4.5 – Augmented Dickey-Fuller à partir d'Eviews

Dans la figure 3.5 la p-value de la tendance est 0.3846 et qu'elle est supérieure à 0.05, cela signifie que le résultat du test statistique n'est pas statistiquement significatif à un niveau de confiance de 0.95. Donc on élimine la tendance.

Null Hypothesis: RENT has a unit root  
 Exogenous: Constant  
 Lag Length: 0 (Automatic - based on SIC, maxlag=12)

	t-Statistic	Prob.*
<b>Augmented Dickey-Fuller test statistic</b>	<b>-37.08758</b>	<b>0.0000</b>
Test critical values: 1% level	-3.435344	
5% level	-2.863633	
10% level	-2.567934	

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

Augmented Dickey-Fuller Test Equation  
 Dependent Variable: D(RENT)  
 Method: Least Squares  
 Date: 07/22/23 Time: 21:19  
 Sample (adjusted): 7/18/2018 7/14/2023  
 Included observations: 1256 after adjustments

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
RENT(-1)	-1.046126	0.028207	-37.08758	0.0000
C	0.001606	0.001012	1.586717	0.1128
R-squared	0.523101	Mean dependent var	-1.37E-05	
Adjusted R-squared	0.522721	S.D. dependent var	0.051877	
S.E. of regression	0.035839	Akaike info criterion	-3.817959	
Sum squared resid	1.610696	Schwarz criterion	-3.809781	
Log likelihood	2399.678	Hannan-Quinn criter.	-3.814885	
F-statistic	1375.489	Durbin-Watson stat	1.997681	
Prob(F-statistic)	0.000000			

FIGURE 4.6 – Augmented Dickey-Fuller avec seulement la constante à partir d'Eviews

La p-value de la constante dans **la figure 3.6** est 0.1128 et elle est supérieure à 0.05, cela signifie est statistiquement non significatif à un niveau de confiance. Donc on élimine également la constante.

Null Hypothesis: RENT has a unit root  
 Exogenous: None  
 Lag Length: 0 (Automatic - based on SIC, maxlag=12)

	t-Statistic	Prob.*
<b>Augmented Dickey-Fuller test statistic</b>	<b>-37.03124</b>	<b>0.0000</b>
Test critical values: 1% level	-2.566804	
5% level	-1.941076	
10% level	-1.616530	

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

Augmented Dickey-Fuller Test Equation  
 Dependent Variable: D(RENT)  
 Method: Least Squares  
 Date: 07/23/23 Time: 15:19  
 Sample (adjusted): 7/18/2018 7/14/2023  
 Included observations: 1256 after adjustments

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
RENT(-1)	-1.044195	0.028198	-37.03124	0.0000
R-squared	0.522144	Mean dependent var	-1.37E-05	
Adjusted R-squared	0.522144	S.D. dependent var	0.051877	
S.E. of regression	0.035861	Akaike info criterion	-3.817546	
Sum squared resid	1.613930	Schwarz criterion	-3.813457	
Log likelihood	2398.419	Hannan-Quinn criter.	-3.816009	
Durbin-Watson stat	1.997635			

FIGURE 4.7 – Augmented Dickey-Fuller sans tendance et constante à partir d'Eviews

On conclut d'après la figure 3.7 que la variable est stationnaire car la p-value est nulle, c-à-d elle est inférieure au niveau de confiance 0,05 cela signifie que la statistique de test est statistiquement signifiante.

Par conséquent, on rejette notre hypothèse nulle et on conclut que la série n'a pas une racine unitaire, d'autres termes, la série est stationnaire.

### 4.3.2 Vérification de la normalité : test de Jarque et Bera

Dans la figure 3.8 , la p-value du test de Jarque et Bera est nulle, c-à-d elle est inférieure à 0.05, donc on rejette l'hypothèse nulle de la distribution normale. Et on conclut que les données ne suit pas la loi normale. Ce qui est contradictoire avec ce qu'on a visualiser.



Date: 07/18/23 Time: 18:21  
Sample: 7/16/2018 7/14/2023

	RENT
Mean	0.001547
Median	0.000516
Maximum	0.181889
Minimum	-0.167772
Std. Dev.	0.035852
Skewness	0.072719
Kurtosis	5.634129
Jarque-Bera	364.5188
Probability	0.000000
Sum	1.944876
Sum Sq. Dev.	1.614381
Observations	1257

FIGURE 4.8 – Tableau statistique obtenue par Eviews

Les rentabilités de l'action AMD a une moyenne de 0,001547 et un écart type de 0,000516, ce qui indique une faible variation autour de la moyenne. La skewness (asymétrie) de 0,072719 suggère une légère asymétrie positive, ce qui signifie que les rendements tendent légèrement à être supérieurs à la moyenne. De plus, la kurtosis (aplatissement) est de 5.634129 montre que la distribution est relativement plus aplatie que celle d'une distribution normale, une kurtosis positive indique que la distribution a des queues plus épaisses (plus de valeurs extrêmes) que celles d'une distribution normale. Cela signifie qu'il y a une concentration plus importante de données près de la moyenne, ainsi que des valeurs extrêmes plus éloignées de la moyenne.

## 4.4 Conclusion

D'après cette analyse exploratoire des données, on conclut après avoir vérifié les hypothèses tirées, que notre série temporelle est stationnaire.

# Chapitre 5

## Modélisation de la série

ARMA (AutoRegressive Moving Average) est un modèle statistique utilisé pour analyser et modéliser des séries temporelles. Il combine deux composantes : l'autorégression (AR) qui utilise les valeurs passées pour prédire la valeur actuelle, et la moyenne mobile (MA) qui utilise les erreurs passées pour effectuer la prédiction.

Les modèles ARMA sont couramment utilisés pour analyser des séries temporelles stationnaires et sont utilisés dans divers domaines, notamment la finance, l'économie et les sciences environnementales.

### Les étapes suivies

Eviews permet de faire une prédiction automatique des modèle ARMA.

On choisissons notre variable "Rent", on sélectionne l'option Proc, puis "Automatic ARIMA Forecasting".

Automatic ARIMA Forecasting

Specification Options

Transformation

☒ Auto (None / Log)

☐ None

☐ Log

☐ Box-Cox Power: 2

ARIMA Specification

Max differencing: 0

Max. AR: 10 Max. MA: 10

Max. SAR: 0 Max. SMA: 0

Periodicity: 1

Sample specification

Estimation sample: 7/16/2018 7/14/2023

Forecast length: (optional)

Regressors

C

OK Annuler

FIGURE 5.1 – Les spécifications de prevision par Eviews

Ensuite on choisit notre critère convenable au prevision, le critère d'information Akaike (AIC)., c'est un critère pour la sélection du modèle parmi un ensemble fini de modèles.

Automatic ARIMA Forecasting

Specification Options

ARMA model selection/averaging

☒ Model Selection

☐ Forecast Averaging

Schwarz Info. Criterion

MSE specification

Forecast type: Full dynamic forecast

Percentage of estimation: 10%

Differencing selection

KPSS significance: 5%

Output

Output forecast name: RENT\_F

☐ Forecast comparison graph

☐ ARMA criteria table

☐ ARMA criteria graph

☐ Equation output table

WF equation name (optional):

Model comparison

☐ Include non-converged models

OK Annuler

FIGURE 5.2 – Choix de critère à partir d'Eviews

## 5.1 Prévision automatique ARMA

```
Automatic ARIMA Forecasting
Selected dependent variable: RENT
Date: 07/22/23   Time: 19:40
Sample: 7/16/2018 7/14/2023
Included observations: 1257
Forecast length: 0

Number of estimated ARMA models: 121
Number of non-converged estimations: 0
Selected ARMA model: (0,0)(0,0)
SIC value: -3.80829993488
```

FIGURE 5.3 – Prévision automatique ARMA

D'après **la figure 4.1**, on constate que le processus générateur de données ce n'est que  $\text{ARMA}(0,0)$ , c-à-d il ne contient pas de partie AR ni de partie MA, la série temporelle est simplement un bruit blanc, elle ne contient aucune information à exploiter. Autrement dit, les valeurs actuelles de la série ne dépendent pas des valeurs passées ni des erreurs de prédiction passées.

## 5.2 Les difficultés trouvés

Durant mon analyse de ce projet, j'ai rencontré quelques difficultés, soit disons des confusions.

Au niveau de la distribution normale des rentabilités l'hypothèse en se basant sur la visualisation de la distribution qui montre que c est une distribution normale alors que le test de Jarque et Bera confirme le cas contraire.

Ainsi, vue que le boxplot détermine dans le cas ou il n existe pas des valeurs extrême que la distribution est normale alors qu'elle est pas dans les prix ajustés.

# Chapitre 6

## Conclusion Générale

Dans ce projet, nous avons entrepris l'analyse d'une série temporelle représentant les cours ajustés à la clôture d'une action. Notre objectif était de comprendre les caractéristiques de la série, notamment sa stationnarité, sa normalité, la présence de valeurs manquantes et d'éventuelles valeurs extrêmes. Ensuite, nous avons transformé la série en une série de rentabilités pour faciliter son analyse.

Après avoir construit des représentations graphiques des cours ajustés à la clôture, nous avons pu identifier qu'il existait une tendance à la hausse sur une certaine période, ce qui suggère que la série n'était pas stationnaire. De plus, l'histogramme des cours ajustés à la clôture ne semblait pas suivre une distribution normale, et nous avons relevé quelques valeurs manquantes dans la série. Nous avons également identifié la présence de quelques valeurs extrêmes, qui pourraient être des outliers.

Afin de traiter la non-stationnarité de la série, nous avons calculé les rentabilités en prenant la différence entre les cours adjacents. Suite à cette transformation, nous avons construit des représentations graphiques des rentabilités. Cette fois-ci, la série semblait présenter une stationnarité, et l'histogramme des rentabilités était plus proche d'une distribution normale.

Les tests statistiques et les analyses descriptives nous ont permis de confirmer que la série de rentabilités était stationnaire, contrairement à la série initiale des cours ajustés à la clôture. En utilisant des méthodes d'autocorrélation et d'autocorrélation partielle, nous avons estimé les ordres AR et MA d'un modèle de la famille ARMA pour modéliser la série de rentabilités.

En conclusion, ce projet nous a permis de comprendre l'importance de vérifier les proprié-

tés fondamentales d'une série temporelle avant d'effectuer une analyse ou de construire un modèle. La transformation de la série non stationnaire des cours ajustés à la clôture en une série stationnaire de rentabilités nous a facilité l'analyse et la modélisation à l'aide d'un modèle ARMA.