Master 2 ECAP

Econométrie financière

Modélisation de la volatilité de l'actif d'Accor S.A.

Une analyse financière entre 2018 et 2023

Yava VILAR VALERA

11 mars 2025

Sommaire

I - Introduction 3

II - Analyse exploratoire 4

III - Modélisation 10

IV - Prévision 14

V - Conclusion 16

Bibliographie 17

Annexes 17

I - Introduction

Sur les marchés financiers, la volatilité joue un rôle clé dans la gestion des risques et la prise de décision en matière d'investissement. Modéliser et prédire la volatilité permet non seulement de comprendre la dynamique des actifs financiers, mais aussi d'anticiper les mouvements susceptibles d'affecter la rentabilité et la stabilité des marchés. Dans ce contexte, cette étude se concentre sur la volatilité de l'actif d'Accor, l'une des principales entreprises du secteur hôtelier, entre 2018 et 2023.

Accor S.A. est une multinationale française de l'hôtellerie et l'un des leaders mondiaux de l'industrie hôtelière. Fondée en 1967, la société exploite un large portefeuille de marques allant de l'hôtellerie économique à l'hôtellerie de luxe, dont Ibis, Novotel, Sofitel, Fairmont et Raffles, entre autres. Cotée à la Bourse de Paris, son action reflète l'évolution du marché mondial et de l'industrie du tourisme. Par ailleurs, s'il existe une littérature abondante sur la volatilité des actifs financiers en général, les études portant spécifiquement sur la performance des actifs des sociétés hôtelières sont plus limitées. L'industrie hôtelière est très sensible aux facteurs externes, tels que les changements économiques et géopolitiques et les fluctuations de la demande touristique. Des études ont constaté que les cours boursiers des entreprises hôtelières, en plus d'être influencés par les caractéristiques internes de l'entreprise, sont très réactifs au contexte macroéconomique, comme les taux d'intérêt, l'inflation, le PIB mondial et les politiques gouvernementales, des facteurs qui influencent la mobilité internationale (Ming-Hsiang, Woo Gon et Hyun Jeong, 2005). Ainsi, l'analyse de l'actif d'Accor est particulièrement intéressante, non seulement car cela permettra de contribuer à l'étude d'un actif peu exploré jusqu'à présent, mais également parce qu'elle mettra en lumière ses réactions face à des périodes d'instabilité économique, notamment à la crise provoquée par la Covid-19 et la guerre en Ukraine. Des recherches ont montré que pendant la pandémie, les actions des entreprises hôtelières, dont Accor, ont connu une forte volatilité en raison de l'incertitude et de la paralysie de l'activité touristique (Kouam H, 2021).

L'objectif principal de l'étude est, dans une première partie, d'analyser l'évolution, le comportement et les propriétés financières de l'actif d'Accor. Ensuite, nous modéliserons sa volatilité à l'aide de modèles économétriques, principalement GARCH, GJR-GARCH, IGARCH et RiskMetrics, selon différentes lois de distribution. Dans une troisième partie, nous réaliserons des prévisions sur l'année 2023. Afin de parvenir au modèle le plus robuste possible, nous ferons appel, tout au long de l'analyse, à différents critères de sélection, tels que la log-vraisemblance, le critère d'Akaike (AIC) et le critère de Hannan-Quinn (HQ), ainsi que des mesures d'erreur de prévision telles que l'erreur quadratique moyenne (EQM) et le R2OOS. Enfin, nous appliquerons l'approche d'ensemble de modèles de confiance (SCM) et le Diebold et Mariano (DM) test.

II - Analyse exploratoire

II.1 - Description de l'actif

ACCOR est une entreprise française mondiale spécialisée dans le secteur de Voyages et Tourisme. Présente dans plus de 95 pays, elle a été classée comme la première chaîne hôtelière française et septième mondiale. En 2024, elle possédait 5 584 hôtels, entraînant une augmentation de 2,4% par rapport à l'année précédente; et 821 518 chambres, avec une même croissance annuelle de 2,4% (Bowo, 2024).

Une caractéristique clé qui la distingue dans le marché hôtelier repose sur le degré de diversification de son portefeuille. En effet, elle détient plus de 40 marques, parmi lesquelles on peut citer Raffles, Orient Express, Faena, et Banyan Tree Hotels and Resorts. En plus de cela, Accor a établi des liens et associations avec d'autres marques de luxe telles que 21c Museum Hotel, 25hours Hotels, et Delano. Cette large diversification de son portefeuille l'a emmené à détenir un grand nombre de clients comportant des goûts également diverses, offrant des options allant de l'hébergement de luxe à l'hébergement économique.

Depuis 2019, Accor utilise un modèle économique d'actifs légers (asset-light), caractérisée par la gestion et la franchise, ce qui lui confère des avantages économiques. En effet, la majorité des hôtels sous son nom ne lui appartiennent pas, mais elle les gère en échange d'un revenu des propriétaires qui supportent tous les coûts associés à la possession de l'hôtel. Similairement, Accor utilise un modèle de franchise, d'où elle reçoit des redevances en échange de fournir son nom et sa marque à des propriétaires indépendants (Tendancehotellerie, 2019).

Compte tenu de son modèle « asset-light », Accor ne détient pas une grande quantitté d'actifs physiques comparé à d'autres entreprises du même secteur, mais sa valeur économique est basée sur les marques, les associations et ses contrats de gestion et de franchise. De plus, elle investit dans des systèmes des plateformes digitales et de technologie, telles des systèmes de réserves et de fidélisation. Par exemple, elle propose à ses clients une option de fidélité qui va au-delà des récompenses hôtelières: des concerts, évènements sportifs et bien encore plus. Avec toutes ces caractéristiques, l'entreprise a obtenu en 2023 un chiffre d'affaires de 5,06 milliards d'euros, entraînant une croissance annuelle de 17% et faisant partie des plus grands revenus du secteur.

L'actif de cette entreprise provient du site de *Yahoo Finance* et est cotée à la Bourse de Paris sous le symbole AC.PA. Comme introduit, nous travaillerons sur des données journalières entre 2018 et 2023. Par ailleurs, l'annexe 1 montre l'évolution des 4 cours (le prix d'ouverture, maximal, minimal, et de fermeture) au cours de la période d'analyse, affichant des fluctuations significatives.

II.2 - Outliers

En se basant sur le cours de l'actif ajusté, il convient de détecter les valeurs atypiques de la série et ensuite de les corriger afin d'éviter des estimations biaisées. Le tableau 1 montre les trois « outliers » les plus importants de la série, ordonnés selon la date d'occurrence.

Date	Rentabilité	Rentabilité ajustée
2020-03-20	0.175	0.084
2020-05-26	0.189	0.086
2020-11-09	0.217	0.086

Tableau 1. – Valeurs atypiques

Toutes les déviations ont eu lieu pendant l'année 2020, coïncidant avec la période la plus touchée économiquement et sanitairement par le COVID-19. Tel que l'on peut observer sur l'annexe 2, les premières rentabilités qui ont commencé à s'éloigner des valeurs habituelles datent du mois de mars, avec un premier pic le 20 mars. Cette date coïncide avec les premiers effets de la propagation du virus. Ensuite, on retrouve des outliers encore plus prononcés le 26 mai et le 9 septembre. Or, les rentabilités atypiques de l'actif sont anormalement élevées, ce qui pourrait sembler contradictoire aux conséquences néfastes de la COVID-19 sur l'économie, le tourisme et le secteur hôtelier. Cependant, ces hausses peuvent être expliquées par plusieurs facteurs: le 20 mars, après des chutes atypiques des rentabilités (annexe 2), un rebond technique ou une amélioration des revenus auraient pu créer une hausse plus élevée que dans une situation où aucune baisse significative n'aurait eu lieu juste dans les instants précédents. Le 26 mai et le 11 septembre, les investisseurs ont pu réagir positivement à des annonces de réouverture progressive de l'économie en Europe et à une reprise également graduelle de l'activité hôtelière. Enfin, l'annexe 3 montre l'histogramme de la rentabilité brute et corrigée. Nous pouvons observer comment la distribution est devenue comparativement moins leptukortique après avoir corrigé les points atypiques.

II.3 - Visualisation de la série

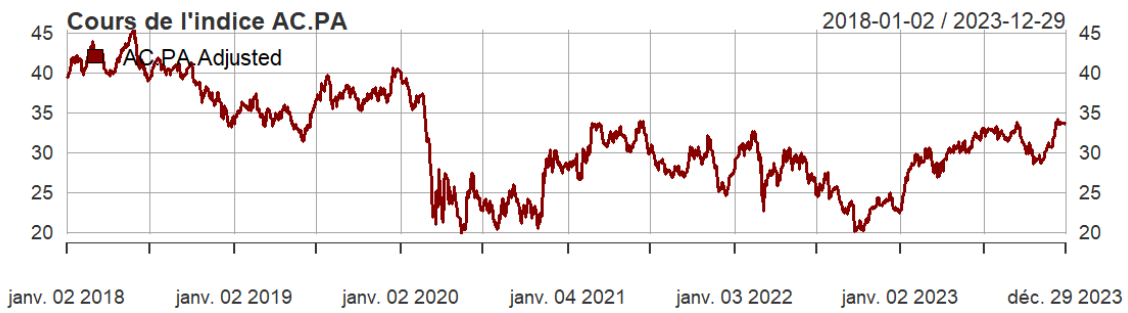


Fig. 1. – Evolution de l'actif AC.PA, 2018-2023

La figure 1 montre l'évolution du cours ajusté de l'indice AC.PA. Entre 2018 et 2023, une tendance à la baisse avec de nombreuses fluctuations est observée. La série est caractérisée par

un comportement cyclique où des périodes courtes de hausse sont rapidement suivies par des descentes, suivies à leur tour par une augmentation du prix, un comportement courant dans les séries des actifs financiers. Or, il y a des instances où le cours diminue atypiquement, reflétant des perturbations dans l'environnement économique ou dans le fonctionnement de l'entreprise elle-même. En particulier, une diminution prononcée advient lors du début de l'année 2020, coïncidant avec la crise économique et sanitaire du COVID-19. De façon moins intense, le cours de l'actif descend à nouveau au début 2022. Cela pourrait être dû aux conséquences de la guerre entre l'Ukraine et la Russie qui a débuté en février 2022 et qui a porté préjudice sur les finances de nombreuses entreprises. Accor, quant à elle, s'est vue attrapée dans la Russie, avec ses 47 hôtels et 3,500 employés dans le pays, à cause des franchises qu'elle n'a pas pu restreindre. Elle a arrêté de nouveaux investissements dans le pays et la chute du tourisme dans l'Europe de l'Est a impacté les revenus issus de son activité en Russie (ElComercio, 2022). Des périodes davantage favorables peuvent également s'apprécier, tel que pendant la fin 2020 et le début 2023. Cela peut indiquer une récupération modérée suite aux chocs de la COVID-19 et de la guerre en Ukraine. En effet, pendant les premiers mois de 2023, le secteur hôtelier a connu une amélioration de ses chiffres d'affaires en raison de l'ouverture des frontières et à l'augmentation du tourisme qui en résulte.

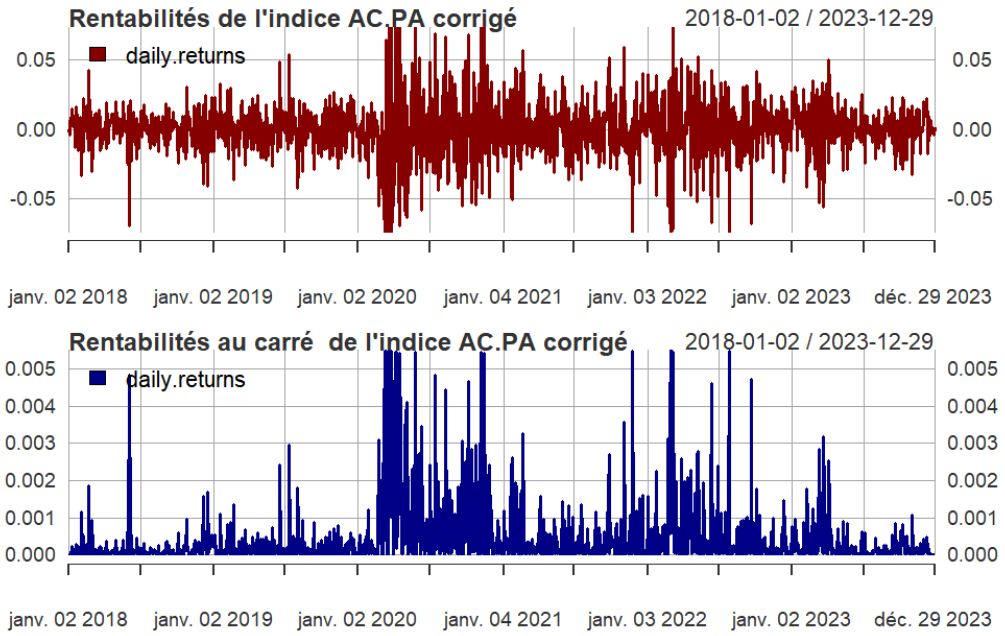


Fig. 2. – Rentabilités standard et au carré de l'indice AC.PA corrigé entre 2018 et 2023

La figure 2 montre l'évolution de la rentabilité et de la rentabilité au carré de l'indice corrigé des points atypiques. Un constat principal de la rentabilité est son évolution constante au cours du temps. Ses valeurs retournent à la moyenne après toute déviation éphémère. En revanche, l'ampleur des déviations varie à certaines périodes, telle que pendant l'année 2020 à partir

du mois de mars et au début 2022, en ligne avec les fluctuations du prix de l'actif analysées précédemment. Cela montre donc que la variance n'est pas constante, mais potentiellement hétéroscédastique conditionnelle. D'autre part, l'évolution des rentabilités au carré montre une cohérence avec le cours des rentabilités. En effet, lorsque cette dernière varie fortement, la rentabilité au carré associée augmente considérablement, indiquant qu'il est plus risqué d'investir dans l'actif.

Dans l'ensemble, l'analyse visuelle des séries nous a permis de vérifier certaines propriétés clé des actifs financiers: la stationnarité de la série issue de la moyenne constante des rentabilités, hormis la variance qui ne demeure pas constante, ceci étant à nouveau caractéristique des actifs financiers. Il reste cependant davantage de propriétés, telles l'asymétrie, l'autocorrélation des rentabilités et les queues leptokurtiques, qui seront mises en évidence par la suite de l'analyse exploratoire.

II.4 - Corrélogrammes

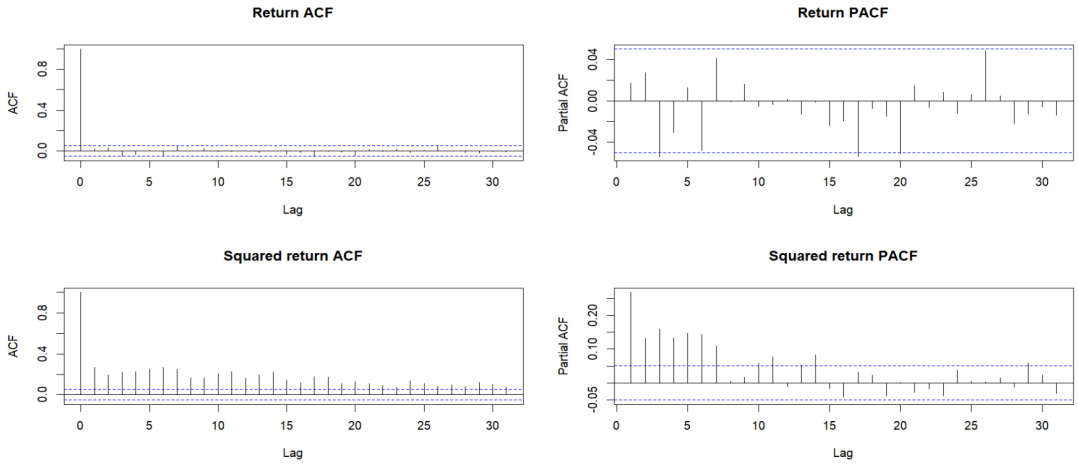


Fig. 3. – Corrélogramme des rentabilités standards et au carré

La figure 3 montre les corrélogrammes de la FAC et la FACP des rentabilités standard et leur carré. Leur constat nous permet de distinguer le niveau d'autocorrélation des rentabilités respectives avec leurs valeurs passées. Tandis que la FAC et FACP des rentabilités ne montrent aucun retard significatif, tous les retards des rentabilités au carré de la FAC, et la plupart d'entre eux de la FACP, allant jusqu'à plus de 30 retards, sont significatifs car ils sont en dehors de l'intervalle de confiance. Cela nous indique donc une absence d'autocorrélation des rentabilités et une autocorrélation des valeurs des rentabilités au carré, et permet ainsi de vérifier l'une des propriétés des actifs financiers. De plus, cette caractéristique justifie l'utilisation des modèles ARCH ou GARCH pour modéliser la volatilité, étant donné que les corrélogrammes ont suggéré la présence d'hétéroscédasticité conditionnelle.

II.5 - Statistiques descriptives

Dans cette section, nous nous intéressons aux statistiques descriptives principales de l'actif d'Accor, présentées dans le tableau 2, et aux caractéristiques de distribution de la série, affichées sur le tableau 3.

Moyenne	Mediane	Min	Max	Ecart-type	Skewness	v1	Ex. Kurtosis	v2
0.052	0.024	0.000	7.729	2.027	0.005	0.08	2.639	21.125

Tableau 2. – Statistiques descriptives

Dans un premier temps, l'analyse descriptive de cet actif financier révèle plusieurs aspects importants de son comportement. La moyenne de 0,052 indique qu'en moyenne, l'actif a eu des rendements positifs, ce qui est le signe qu'il a eu tendance à générer des bénéfices. D'autre part, la médiane de 0,024 est inférieure à la moyenne, ce qui suggère que la plupart des rendements sont inférieurs à la valeur moyenne. En d'autres termes, l'actif a tendance à générer plus de petites pertes que de gains importants. La valeur minimale de 0,000 suggère qu'à certains moments, l'actif n'a pas connu de variation de son prix, indiquant des périodes de stabilité. En revanche, la valeur maximale étant de 7 729, l'actif a parfois connu des rendements exceptionnels. Toutefois, une valeur aussi élevée peut également refléter un risque plus élevé. D'autre part, l'écart-type de 2,027 reflète une volatilité modérée pour cet actif, et donc un niveau de risque modéré.

La statistique de skewness (v1 = 0.008) ne dépasse pas le seuil de 1.96, et la valeur du skewness (0,005) est pratiquement nulle. La valeur de la statistique v1 conduit à accepter l'hypothèse nulle selon laquelle la distribution est symétrique. Economiquement, cela implique que, sur la période étudiée, le titre a autant de pertes que des gains, et donc qu'il n'y a pas de tendance significative à des rendements extrêmement négatifs ou positifs. Ce résultat est en adéquation avec la moyenne proche de 0 et le fait que la médiane soit inférieure à la moyenne, qui suggère, comme indiqué, que la plupart des rendements sont inférieurs à ce chiffre et par conséquent encore plus proches de 0. En ce qui concerne la normalité de distribution, la statistique de kurtosis est égale à 21.125, ce qui emmène à rejeter l'hypothèse nulle selon laquelle la distribution est normale au seuil de 1%. Le signe de v2 étant positif, la distribution est leptokurtique. Dans les actifs financiers, cela implique que la distribution des rendements présente des queues plus lourdes et une plus grande concentration autour de la moyenne par rapport à une distribution normale. En d'autres termes, les rendements extrêmes (à la fois positifs et négatifs) se produisent plus fréquemment que ce à quoi on pourrait s'attendre dans le cadre d'une distribution normale. Ainsi, les modèles qui supposent la normalité peuvent sous-estimer le risque de subir des pertes extrêmes ou d'obtenir des gains extraordinaires.

JB	p.value	Q(10)	p.value	LM-ARCH(5)	p.value	LM-ARCH(10)	p.value
397.86	< 2.2e-16	23.428	0.0093	242.03	< 2.2e-16	287.44	< 2.2e-16

Tableau 3. – Caractéristiques de distribution

Le tableau 3 évalue la distribution de la série utilisant différentes approches. Le test de Jarque-Bera (JB) évalue si les rendements suivent une distribution normale. Une valeur p très faible (< 2,2e-16) confirme l'interprétation précédente selon laquelle les rendements de l'actif ne suivent pas une distribution normale. Ainsi, ce résultat suggère l'adoption d'une loi de Student par rapport à une loi Normale. Le test de Ljung-Box évalue la présence d'autocorrélation dans les résidus jusqu'à un retard de 10. Une valeur p de 0,0093 est inférieure à 0,05 et suggère une autocorrélation significative dans les résidus. Economiquement, cela implique que les rendements actuels peuvent être corrélés avec les rendements passées, ce qui ne respecte pas l'hypothèse d'indépendance et suggère l'utilisation d'un modèle plus complexe (tel qu'un GARCH). Enfin, le test LM-ARCH évalue s'il existe une hétéroscédasticité conditionnelle jusqu'à 5 et 10 retards, c'est-à-dire si la variance dépend de ses valeurs passées. Une valeur p faible (< 2.2e-16) indique que l'hypothèse nulle d'homoscédasticité (volatilité constante) est rejetée. Cela justifie à nouveau que les modèles de type GARCH sont appropriés pour modéliser la volatilité face à des modèles ARMAX.

III - Modélisation

Dans cette section, nous allons modéliser la volatilité de l'actif d'Accor en utilisant quatre modèles différents : GARCH, GJR-GARCH, IGARCH et RiskMetrics, aussi bien selon la loi Normale que selon la loi de Student. Les figures de l'annexe de 4 à 11 montrent les résultats de chacun d'entre eux. L'objectif de cette partie sera de déterminer le modèle qui s'adapte le mieux aux données en fonction des caractéristiques financières de l'actif. La période qui a été prise en compte pour la modélisation s'étend de 2018 à 2022.

	Coefficient		T.value > 1.64	Persistance	Half-life	Log-likelihood	Akaike	HQ
GARCH	$\omega > 0$	0.000005	0.47	0.9881	58.31	3286.368	−5.1167	−5.1107
	$\alpha \geq 0$	0.068296	3.59					
	$\beta \geq 0$	0.919886	31.14					
	$\alpha + \beta < 1$	0.988182						
GJR-GARCH	$\omega > 0$	0.000005	0.37	0.9883	59.36	3288.323	−5.1182	−5.1107
	$\alpha \geq 0$	0.040843	1.73					
	$\beta \geq 0$	0.927894	31.41					
	γ	0.039306	0.88					
	$\alpha + \gamma \geq 0$	0.080149						
	$\alpha+\beta+(y/2)< 1$	0.988252						
IGARCH	$\omega > 0$	0.000003	0.26			3284.336	−5.1151	−5.1106
	$\alpha \geq 0$	0.075874	1.21					
	β	0.924126						
RM	α	0.06				3273.762	−5.1017	−5.1002
	β	0.94						

Tableau 4. – Modèles de volatilité selon la loi Normale

Dans une première partie, le tableau 4 montre les coefficients estimés, leur significativité (via la valeur de t) et les différents critères d'évaluation des quatres modèles basées sur la loi Normale. Pour distinguer lequel de ces modèles est le plus approprié, nous devons d'abord vérifier que les conditions de non-négativité, de stationnarité et de significativité des coefficients sont respectées. De façon visuelle, les modèles qui satisfont toutes ces conditions sont colorés en vert, tandis que ceux qui ne les satisfont pas, en rouge. La constante est colorée en orange lorsqu'elle n'est pas significative, et les valeurs de t inférieures à 1.64 sont affichés en rouge. Par la suite, nous serons en mesure d'évaluer et comparer les critères de log-vraisemblance, d'AIC et d'information HQ parmi les modèles qui ont été validés.

Tout d'abord, nos pouvons observer que seuls deux des modèles sont conformes: GARCH et RiskMetrics(RM). Concernant GARCH, les paramètres γ et β sont statistiquement significatifs compte tenu des valeurs t, 3.59 et 31.14, qui sont supérieures au seuil de 1.64; la condition de stationarité est validée car la somme de α et β est inférieure à 1; et la condition de non-

négativité est tout de même respectée puisque ces deux paramètres sont supérieurs à 0 ainsi que la constante. L'adéquation de ce modèle peut être mis en évidence par le fait que l'actif ne présente pas d'asymétrie en termes d'impact différent sur la volatilité en fonction du signe positif ou négatif du choc. Ensuite, le modèle RiskMetrics est également vérifié puisqu'il est toujours défini et qu'il n'y a pas de condition d'existence.

En revanche, les modèles GJR-GARCH et IGARCH, bien qu'ils satisfont les conditions de non-négativité, et le GJR-GARCH celui de stationnarité (α+β+(y/2)< 1), ils présentent des coefficients non significatifs. En particulier, la valeur t du paramètre γ (0.88) du modèle GJR-GARCH est inférieur à 1.64. Par conséquent, cela indique que l'effet asymétrique capturé par γ n'est pas pertinent dans ce cas, ce qui remet en question la nécessité d'inclure l'asymétrie dans la modélisation de la volatilité. En d'autres termes, ce résultat suggère qu'un choc positif ou négatif passé d'amplitude égale aura des effets similaires sur la volatilité conditionnelle. Cela reste cohérent avec l'absence d'asymétrie de la rentabilité de la série selon la statistique de skewness. De même, le α du modèle IGARCH n'est pas statistiquement significatif, ce qui signifie que les changements dans la volatilité dépendent presque exclusivement de la persistance, et non pas des chocs récents.

	Coefficient		T.value > 1.64	Persistance	Half-life	Log-likelihood	Akaike	HQ
GARCH	$\omega > 0$	0.000004	0.7	0.9955	153.551	3323.793	−5.1735	−5.1659
	$\alpha \geq 0$	0.071591	0.71					
	$\beta \geq 0$	0.923905	8.46					
	$\alpha + \beta < 1$	0.995496						
GJR-GARCH	$\omega > 0$	0.000003	0.05	0.9960	174.9234	3325.781	−5.1750	−5.1660
	$\alpha \geq 0$	0.039549	0.13					
	$\beta \geq 0$	0.932421	2.70					
	γ	0.048150	1.03					
	$\alpha + \gamma \geq 0$	0.087699						
	α+β+(y/2)< 1	0.996045						
IGARCH	$\omega > 0$	0.000003	0.09			3323.621	−5.1748	−5.1687
	$\alpha \geq 0$	0.074506	0.38					
	β	0.925494						
RM	α	0.06				3318.694	−5.1702	−5.1672
	β	0.94						

Tableau 5. – Modèles de volatilité selon la loi de Student

Le tableau 5 montre la même information que le tableau 4, or les modèles sont basés sur la loi de Student. Les résultats obtenus ne nous permettent que de valider le modèle RiskMetrics, car tous les modèles alternatifs comportent des paramètres non significatifs. Le α du modèle GARCH est devenu non significatif avec une valeur t de 0.71, ce qui conduit à le rejeter. GJR-

GARCH, quant à lui, son α a tout de même perdu sa significativité. L'utilisation d'une loi de Student face à une loi Normale, en revanche, n'a pas modifié les conclusions issues du modèle IGARCH, or la valeur t a diminué encore plus.

Cette diminution générale des valeurs t est consistante avec la nature de la loi de Student comparée à celle d'une loi Normale. En effet, l'erreur standard des paramètres augmente en raison de la plus grande variabilité des données, ce qui se traduit par des valeurs t plus faibles. La plus grande variabilité des données s'explique par les événements extrêmes plus fréquents que la distribution de Student permet de modéliser en ayant des queues plus épaisses. En revanche, la qualité d'ajustement des modèles s'est améliorée en utilisant cette loi, ce qui peut être attribué à nouveau au fait qu'elle permet de mieux capturer les évènements atypiques, communs aux séries des actifs financiers.

En termes de qualité d'ajustement, nous pouvons comparer les critères Log-likelihood, Akaike, et HQ (Hanan-Quin) des modèles que nous avons retenus: GARCH et RiskMetrics, ce dernier basé aussi bien sur la loi Normale que de Student. GARCH présente un Log-likelihood supérieur que le RiskMetrics sur une distribution Normale(3286.368 face à 3273.762), ainsi qu'un Akaike et un HQ inférieurs (-5.1167 et -5.1107 face à -5.1017 et -5.1002). Cependant, lorsqu'on compare GARCH et RiskMetrics sur la distribution de Student, celui-ci prévaut avec une log-vraisemblance de 3318.694, un Akaike de -5.1702 et un HQ de -5.1672. Par conséquent, il s'agit du modèle le plus adéquat à nos données.

Le modèle RiskMetrics est un cas particulier du modèle iGARCH, où les chocs ont un effet infini sur la volatilité, avec une constante = 0. Avec des paramètres prédéfinis et une absence de constante, la volatilité dépend seulement légèrement des rendements passés ($\alpha = 0{,}04$) et fortement de la volatilité passée ($\beta = 0{,}96$) et les chocs de marché ont un effet permanent sur la volatilité conditionnelle. En fait, ce modèle suppose que la volatilité n'est pas stationnaire (c'est-à-dire qu'elle ne revient pas rapidement à un niveau d'équilibre après une déviation), ce qui indique que la volatilité future est fortement influencée par les chocs passés. Cette approche est donc plus appropriée sur les marchés où la volatilité est persistante et où les chocs de marché ont un effet durable.

Il convient toutefois de noter que ce qui rend réellement ce choix préférable est l'utilisation de la loi de Student. En effet, en utilisant la loi Normale, le modèle GARCH a été préféré. Toutefois, en utilisant la loi de Student, la composante mesurant les chocs à court terme devient non significative, ce qui peut signifier qu'un modèle dans lequel plus d'importance est accordée à la persistance à long terme est privilégié.

Par la suite, nous vérifions que les hypothèses associées aux résidus du RiskMetrics retenu sont également respectées afin de le valider au complet. Ainsi, le tableau 6 montre les résultats (valeurs statistiques et p.value) du test de Ljung-Box sur les résidus standards et au carré, ainsi

que du test LM-ARCH. Tandis que le premier test évalue la corrélation sérielle, le deuxième a pour hypothèse nulle l'homoscédasticité des résidus.

Modèle	Q(5)	p.value	$Q(5)^2$	p.value	LM-ARCH(5)	p.value
RiskMetrics	4.004	0.253	2.394	0.529	2.219	0.425

Tableau 6. – Tests des résidus du modèle RiskMetrics (loi de Student)

Au cinquième retard, nous observons que la p.value de tous les tests est supérieure à 0.05. Cela signifie qu'il n'y a pas d'autocorrélation sérielle au niveau des résidus standards ni au niveau de la variance des résidus. De même, il n'y a pas d'hétéroscédasticité conditionnelle dans les résidus. Ces résultats valident le modèle, et montrent qu'il capture bien la structure de la volatilité et l'hétéroscedasticité sans avoir besoin d'un modèle plus complexe. Additionnellement, l'annexe 11 montre les résultats associés au test de stabilité de Nyblom, de biais de signe, et d'adéquation de Pearson ajusté. Selon le premier test mentionné, les paramètres du modèle sont stables dans le temps car la statistique conjointe (0.1977) est en-dessous de la valeur critique à 5%. De plus, le test de biais de signe nous révèle qu'il n'y a pas de biais dans la réponse du modèle aux chocs positifs ou négatifs (p.value > 0.05). Finalement, nous obtenons qu'il n'y a pas de différence significative entre le modèle et les données observées d'après le test d'adéquation de Pearson ajusté (p.value > 0.05). A nouveau, cela signifie que le modèle RiskMetrics s'adapte bien aux données. En somme, le diagnostique des résidus nous a permis de considérer le modèle RiskMetrics comme adéquat pour modéliser la volatilité dans ce contexte.

IV - Prévision

Dans cette dernière section, des prévisions sur l'année 2023, sur un total de 254 jours, seront effectuées à partir de l'ensemble des différentes approches qui ont été validés à la section précédente. Afin de distinguer un modèle performant en termes de précision de prévision, nous faisons appel aux métriques d'évaluation suivantes: MSE(Mean Squared Error), R200S(Out-Of-Sample R-squared), MSC(Model Confidence Set), et DM(Diebold et Mariano) test. Ces critères d'évaluation sont présentés dans le tableau 7.

	Loi Normale		*Loi de Student*
	GARCH	**RiskMetrics**	**RiskMetrics**
MSE (x10^4)	0.001491	0.001489	0.001487
R2OOS	-0.001164		0.001289
MSC p.value	1.000	0.403	0.379
Rank_R	1	2	3

Tableau 7. – Précision prédictive des modèles

Tout d'abord, l'erreur quadratique moyenne est très similaire entre tous les modèles, suggérant des faibles différences de capacité prédictive. Toutefois, si on devait parvenir à choisir l'un d'entre eux, RiskMetrics selon la loi de Student présente l'erreur la plus petite, avec une valeur de 0.001487 (erreur qui a été multiplié fois 10000), ce qui indique une qualité de prédiction assez satisfaisante.

En ce qui concerne le R2OOS, il a été calculé avec le modèle RiskMetrics (loi Normale) comme référence. En effet, cela nous permet de comparer deux approches différentes au sein d'une même loi de distribution (GARCH et RiskMetrics selon la loi Normale), et deux lois différentes pour un même modèle (RiskMetrics avec la loi Normale et la loi de Student). Lorsque la valeur du R200S est inférieure à 0, cela nous indique que le modèle offre une capacité prédictive inférieure par rapport à celui de référence. C'est le cas du modèle GARCH, en ligne avec son erreur quadratique moyenne également légèrement supérieure face au modèle RiskMetrics. En revanche, la valeur du R2OOS est supérieure à 0 pour RiskMetrics selon la distribution de Student, indiquant une capacité prédictive plus grande. A nouveau, cela reste consistant avec le résultat obtenu lorsqu'on compare le MSE de ces deux approches.

La troisième méthode considérée pour mener une comparaison des capacités prédictives consiste à déterminer un ensemble de modèles de confiance (MCS) qui affichent des performances de prévision équivalentes, et qui sont supérieurs à d'autres modèles concurrents. Selon les résultats issus de cette procédure (annexe 13), tous les modèles sont inclus dans l'ensemble de confiance, et par conséquent, aucun d'entre eux peut être refusé comme le meilleur modèle selon

la fonction de perte. Or, la probabilité critique et le rang permettent de classer les modèles au sein de cet ensemble. Une probabilité critique supérieure indique une probabilité supérieure à être inclus dans l'ensemble supérieur, avec GARCH en tête (p. value de 1). En deuxième position se trouve RiskMetrics basé sur la distribution Normale, avec une probabilité critique inférieure (0.403). En dernier lieu se situe RiskMetrics basé sur la loi de Student, avec une probabilité critique bien inférieure au modèle GARCH (0.379), en revanche pas aussi éloignée de sa p.value selon la loi Normale. Ce classement semble être contradictoire avec les conclusions issues des métriques analysées, MSE et R200S. Le MCS évalue les différences statistiques, non seulement les valeurs absolues de la perte, de sorte qu'un modèle ayant un plus mauvais MSE pourrait toujours faire partie de l'ensemble de confiance si les différences ne sont pas significatives, ce qui a semblé être le cas selon l'analyse précédente.

Un autre test statistique qui permet de détecter s'il existe une différence significative entre la précision de la prévision de deux modèles est le test de Diebold-Mariano. Proposé par Francis X. Diebold et Robert S. Mariano en 1995, l'hypothèse nulle est que les deux modèles ont la même précision prédictive, tandis que l'hypothèse alternative est qu'au moins un des modèles offre une prévision plus précise. Dans ce projet, il sera utilisé pour comparer chacun des modèles entre eux.

Modèles comparés	**p.value**
GARCH-RiskMetrics(N)	0.9834
GARCH-RiskMetrics(S)	0.9645
RiskMetrics(N)-RiskMetrics(S)	0.1045

Tableau 8. – Test de Diebold-Mariano

Le tableau 8 affiche la probabilité critique du test réalisé sur les différents couples possibles. Etant donné que toutes les probabilités critiques sont bien supérieures à 0.05, nous acceptons l'hypothèse nulle et concluons que tous les modèles offrent une précision prédictive similaire. Ce résultat est consistant avec l'approche MCS, qui n'a écarté aucun des modèles comme supérieur. De même, cela est en ligne avec la très faible différence d'erreur en termes de MSE et les valeurs également faibles des R2OOS. Globalement et en résumé, la différence de précision prédictive entre les modèles est tellement insignifiante que les tests statistiques ne parviennent pas à discerner l'un d'entre eux.

V - Conclusion

En conclusion, cette étude a analysé les propriétés financières de l'actif d'Accor entre 2018 et 2023, en examinant son évolution au cours de cette période et en modélisant sa volatilité à l'aide de modèles statistiques appropriés. Il a été constaté une réaction marquée de la volatilité face aux changements de l'environnement économique, en particulier lors de périodes d'instabilité et d'incertitude, comme celles engendrées par la crise du Covid-19 et la guerre en Ukraine. Ce résultat est en adéquation avec la littérature existante sur la sensibilité des actifs financiers au contexte économique dans lequel ils évoluent.

Par ailleurs, la variance hétéroscédastique conditionnelle de l'actif a justifié l'utilisation de modèles de type GARCH et de leurs variantes pour modéliser la volatilité. Toutefois, seuls deux modèles ont satisfait l'ensemble des conditions requises pour valider leur pertinence : les modèles GARCH et RiskMetrics. Alors que le premier n'a été validé que sous l'hypothèse d'une distribution normale, le second reste toujours valide puisqu'il ne repose pas sur des conditions d'existence. Les critères d'évaluation de la qualité d'ajustement ont conduit à sélectionner le modèle RiskMetrics sur la loi de Student comme optimal. En revanche, les tests de précision prédictive n'ont pas permis d'identifier un modèle clairement supérieur aux autres, révélant une capacité de prévision similaire et satisfaisante pour l'ensemble des modèles retenus. Toutefois, en s'appuyant sur les critères MSE et R200S, RiskMetrics basé sur la loi de Student se distingue légèrement. L'apparente supériorité de cette loi de distribution par rapport à la loi Normale souligne la présence de queues leptokurtiques et d'événements extrêmes, justifiant ainsi la pertinence de l'utilisation de lois de distribution adaptées, telle que celle de Student. De même, la pertinence de la méthode de RiskMetrics souligne l'effet permanent des chocs de marché sur la volatilité conditionnelle et une relation exclusive avec l'effet de ces chocs, conduit par l'absence de constante.

Pour de futures recherches, une extension de l'analyse à d'autres actifs du secteur hôtelier permettrait de tester la robustesse des conclusions obtenues et d'approfondir notre compréhension de la volatilité des actifs financiers de cette industrie. Similairement, il pourrait être intéressant de tester des modèles à mémoire longue, ou FIGARCH, car les résultats ont démontré un effet permanent des chocs, or ils pourraient être fortement persistants mais pas infinis.

Bibliographie

Bowo (2024) *Top 10 des groupes hôteliers en 2024*.

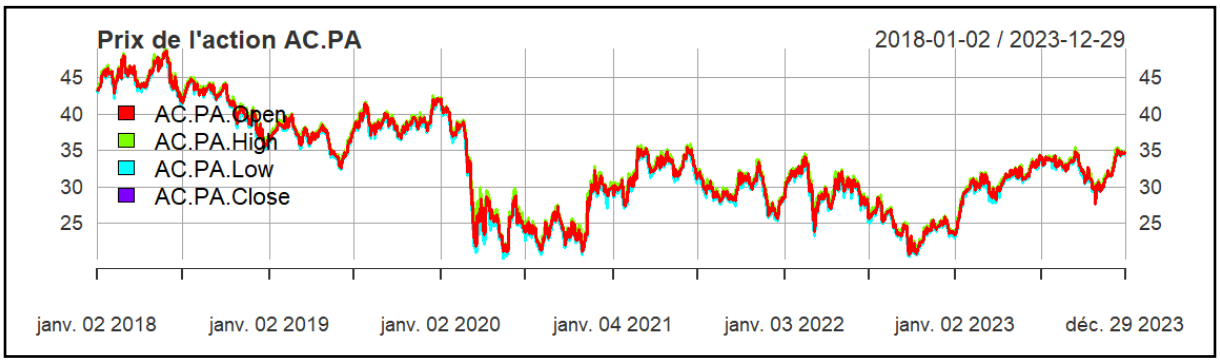
ElComercio (2022) *Las empresas occidentales que no pueden salir de Rusia*.

Kouam H (2021) « Les Mesures Fiscale liée à la Pandémie du COVID-19 au Cameroun (A Review of COVID-19 Fiscal Measures in Cameroon) », *International Journal of Hospitality Management*. Disponible sur: https://doi.org/10.2139/ssrn.3761775.

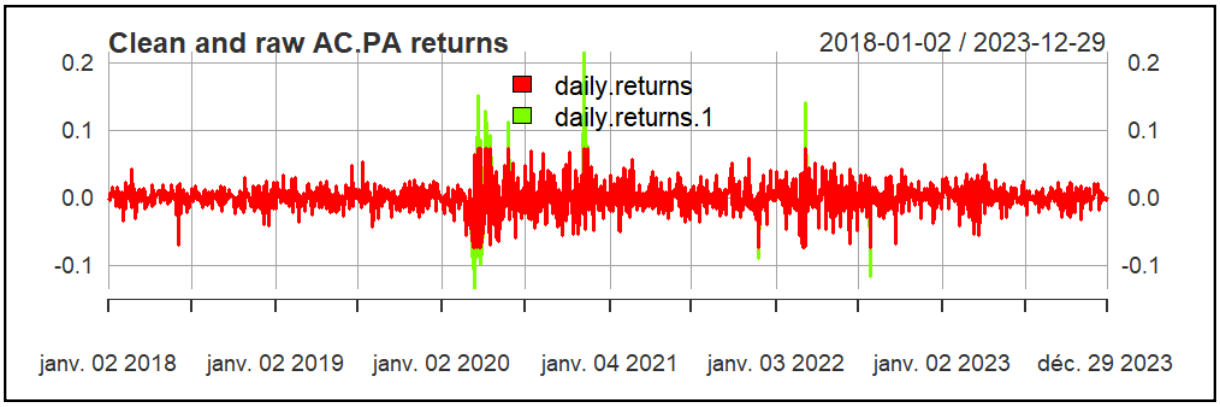
Ming-Hsiang, C., Woo Gon, K. et Hyun Jeong, K. (2005) « The impact of macroeconomic and non-macroeconomic forces on hotel stock returns », *International Journal of Hospitality Management*. Disponible sur: https://doi.org/10.1016/j.ijhm.2004.06.008.

Tendancehotellerie (2019) *Finalisation réussie de la transformation du modèle « asset-light »*.

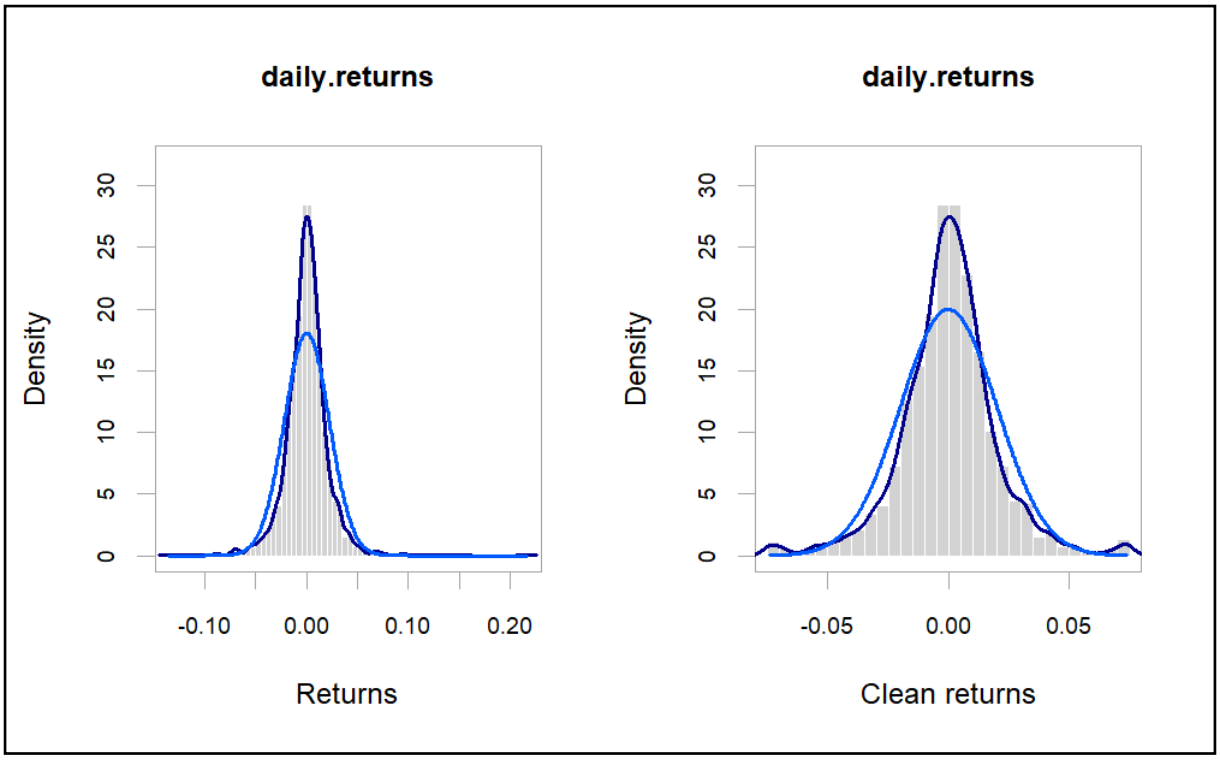
Annexes



Annexe 1. – Série des 4 cours de l'actif AC.PA



Annexe 2. – Série de rentabilité brute et corrigée



Annexe 3. – Distribution de la rentabilité brute et corrigée

```
*---------------------------------*
*          GARCH Model Fit        *
*---------------------------------*

Conditional Variance Dynamics
-----------------------------------
GARCH Model         : sGARCH(1,1)
Mean Model          : ARFIMA(0,0,0)
Distribution        : norm

Optimal Parameters
------------------------------------
        Estimate  Std. Error  t value Pr(>|t|)
mu     -0.000212    0.000467 -0.45396  0.64986
omega   0.000005    0.000003  1.60052  0.10948
alpha1  0.068297    0.011292  6.04846  0.00000
beta1   0.919886    0.013104 70.19843  0.00000

Robust Standard Errors:
        Estimate  Std. Error  t value Pr(>|t|)
mu     -0.000212    0.000468 -0.45306 0.650504
omega   0.000005    0.000011  0.47563 0.634339
alpha1  0.068297    0.018989  3.59657 0.000322
beta1   0.919886    0.029531 31.14941 0.000000

LogLikelihood : 3286.367

Information Criteria
------------------------------------

Akaike       -5.1167
Bayes        -5.1006
Shibata      -5.1167
Hannan-Quinn -5.1107

Weighted Ljung-Box Test on Standardized Residuals
------------------------------------
                        statistic p-value
Lag[1]                      3.824 0.05052
Lag[2*(p+q)+(p+q)-1][2]     3.828 0.08388
Lag[4*(p+q)+(p+q)-1][5]     4.291 0.21989
d.o.f=0
H0 : No serial correlation

Weighted Ljung-Box Test on Standardized
Squared Residuals
------------------------------------
                        statistic p-value
Lag[1]                      0.961  0.3269
Lag[2*(p+q)+(p+q)-1][5]     1.830  0.6592
Lag[4*(p+q)+(p+q)-1][9]     2.155  0.8858
d.o.f=2

Weighted ARCH LM Tests
------------------------------------
             Statistic Shape Scale P-Value
ARCH Lag[3]    0.09395 0.500 2.000  0.7592
ARCH Lag[5]    0.52409 1.440 1.667  0.8765
ARCH Lag[7]    0.60915 2.315 1.543  0.9675

Nyblom stability test
------------------------------------
Joint Statistic:  0.6061
Individual Statistics:
mu     0.02012
omega  0.16008
alpha1 0.23533
beta1  0.31102

Asymptotic Critical Values (10% 5% 1%)
Joint Statistic:          1.07 1.24 1.6
Individual Statistic:     0.35 0.47 0.75

Sign Bias Test
------------------------------------
                   t-value   prob sig
Sign Bias           0.4860 0.6271
Negative Sign Bias  1.5010 0.1336
Positive Sign Bias  0.6963 0.4864
Joint Effect        2.7502 0.4318


Adjusted Pearson Goodness-of-Fit Test:
------------------------------------
  group statistic p-value(g-1)
1    20     49.92    0.0001345
2    30     55.03    0.0024590
3    40     70.17    0.0016085
4    50     77.99    0.0052651
```

Annexe 4. – Modèle GARCH, loi Normale

```
*---------------------------------*
*          GARCH Model Fit        *
*---------------------------------*

Conditional Variance Dynamics
-----------------------------------
GARCH Model        : gjrGARCH(1,1)
Mean Model         : ARFIMA(0,0,0)
Distribution       : norm

Optimal Parameters
------------------------------------
        Estimate  Std. Error  t value Pr(>|t|)
mu     -0.000403    0.000475 -0.84914 0.395803
omega   0.000005    0.000003  1.49762 0.134231
alpha1  0.040843    0.015304  2.66887 0.007611
beta1   0.927894    0.012652 73.33692 0.000000
gamma1  0.039307    0.020575  1.91046 0.056074

Robust Standard Errors:
        Estimate  Std. Error  t value Pr(>|t|)
mu     -0.000403    0.000522 -0.77261 0.439754
omega   0.000005    0.000013  0.37433 0.708156
alpha1  0.040843    0.023482  1.73936 0.081971
beta1   0.927894    0.029535 31.41656 0.000000
gamma1  0.039307    0.044497  0.88335 0.377045

LogLikelihood : 3288.322

Information Criteria
------------------------------------

Akaike       -5.1182
Bayes        -5.0981
Shibata      -5.1182
Hannan-Quinn -5.1107

Weighted Ljung-Box Test on Standardized Residuals
------------------------------------
                        statistic p-value
Lag[1]                      3.570 0.05881
Lag[2*(p+q)+(p+q)-1][2]     3.589 0.09727
Lag[4*(p+q)+(p+q)-1][5]     3.967 0.25818
d.o.f=0
H0 : No serial correlation

Weighted Ljung-Box Test on Standardized
Squared Residuals
------------------------------------
                        statistic p-value
Lag[1]                     0.6541  0.4186
Lag[2*(p+q)+(p+q)-1][5]    1.7520  0.6781
Lag[4*(p+q)+(p+q)-1][9]    2.0910  0.8939
d.o.f=2

Weighted ARCH LM Tests
------------------------------------
            Statistic Shape Scale P-Value
ARCH Lag[3] 0.0005023 0.500 2.000  0.9821
ARCH Lag[5] 0.4063354 1.440 1.667  0.9109
ARCH Lag[7] 0.4836988 2.315 1.543  0.9798

Nyblom stability test
------------------------------------
Joint Statistic:  1.1281
Individual Statistics:
mu     0.0460
omega  0.1974
alpha1 0.2482
beta1  0.3640
gamma1 0.3001

Asymptotic Critical Values (10% 5% 1%)
Joint Statistic:             1.28 1.47 1.88
Individual Statistic:        0.35 0.47 0.75

Sign Bias Test
------------------------------------
                   t-value   prob sig
Sign Bias           0.4784 0.6324
Negative Sign Bias  1.2313 0.2184
Positive Sign Bias  0.9822 0.3262
Joint Effect        2.7236 0.4362


Adjusted Pearson Goodness-of-Fit Test:
------------------------------------
  group statistic p-value(g-1)
1    20     50.02    1.303e-04
2    30     66.20    9.839e-05
3    40     79.90    1.231e-04
4    50     78.07    5.178e-03
```

Annexe 5. – Modèle GJR-GARCH, loi Normale

```
*---------------------------------*
*          GARCH Model Fit        *
*---------------------------------*

Conditional Variance Dynamics
-----------------------------------
GARCH Model        : iGARCH(1,1)
Mean Model         : ARFIMA(0,0,0)
Distribution       : norm

Optimal Parameters
------------------------------------
        Estimate  Std. Error  t value Pr(>|t|)
mu     -0.000254    0.000463 -0.54849 0.583353
omega   0.000003    0.000003  1.15106 0.249708
alpha1  0.075874    0.017248  4.39911 0.000011
beta1   0.924126          NA       NA       NA

Robust Standard Errors:
        Estimate  Std. Error  t value Pr(>|t|)
mu     -0.000254    0.000449 -0.56527  0.57189
omega   0.000003    0.000012  0.26133  0.79384
alpha1  0.075874    0.062694  1.21022  0.22620
beta1   0.924126          NA       NA       NA

LogLikelihood : 3284.336

Information Criteria
------------------------------------

Akaike       -5.1151
Bayes        -5.1030
Shibata      -5.1151
Hannan-Quinn -5.1106

Weighted Ljung-Box Test on Standardized Residuals
------------------------------------
                        statistic p-value
Lag[1]                      3.781 0.05182
Lag[2*(p+q)+(p+q)-1][2]     3.782 0.08632
Lag[4*(p+q)+(p+q)-1][5]     4.222 0.22762
d.o.f=0
H0 : No serial correlation

Weighted Ljung-Box Test on Standardized
Squared Residuals
------------------------------------
                        statistic p-value
Lag[1]                     0.6846  0.4080
Lag[2*(p+q)+(p+q)-1][5]    1.6307  0.7077
Lag[4*(p+q)+(p+q)-1][9]    2.1400  0.8877
d.o.f=2

Weighted ARCH LM Tests
------------------------------------
            Statistic Shape Scale P-Value
ARCH Lag[3]    0.0133 0.500 2.000  0.9082
ARCH Lag[5]    0.7342 1.440 1.667  0.8131
ARCH Lag[7]    0.8983 2.315 1.543  0.9295

Nyblom stability test
------------------------------------
Joint Statistic:  2.5475
Individual Statistics:
mu     0.01989
omega  1.50133
alpha1 0.18456

Asymptotic Critical Values (10% 5% 1%)
Joint Statistic:             0.846 1.01 1.35
Individual Statistic:        0.35 0.47 0.75

Sign Bias Test
------------------------------------
                   t-value   prob sig
Sign Bias           0.4892 0.6248
Negative Sign Bias  1.1144 0.2653
Positive Sign Bias  0.3414 0.7328
Joint Effect        1.3793 0.7104


Adjusted Pearson Goodness-of-Fit Test:
------------------------------------
  group statistic p-value(g-1)
1    20     54.79    2.506e-05
2    30     65.55    1.201e-04
3    40     75.10    4.531e-04
4    50     83.06    1.708e-03
```

Annexe 6. – Modèle iGARCH, loi Normale

```
*---------------------------------*
*          GARCH Model Fit        *
*---------------------------------*

Conditional Variance Dynamics
-----------------------------------
GARCH Model        : iGARCH(1,1)
Mean Model         : ARFIMA(0,0,0)
Distribution       : norm

Optimal Parameters
------------------------------------
        Estimate  Std. Error  t value Pr(>|t|)
mu     -0.000433    0.000467 -0.92827  0.35326
omega   0.000000          NA       NA       NA
alpha1  0.060000          NA       NA       NA
beta1   0.940000          NA       NA       NA

Robust Standard Errors:
        Estimate  Std. Error  t value Pr(>|t|)
mu     -0.000433    0.000635 -0.68237  0.49501
omega   0.000000          NA       NA       NA
alpha1  0.060000          NA       NA       NA
beta1   0.940000          NA       NA       NA

LogLikelihood : 3273.762

Information Criteria
------------------------------------

Akaike       -5.1017
Bayes        -5.0977
Shibata      -5.1017
Hannan-Quinn -5.1002

Weighted Ljung-Box Test on Standardized Residuals
------------------------------------
                        statistic p-value
Lag[1]                      3.578 0.05857
Lag[2*(p+q)+(p+q)-1][2]     3.593 0.09703
Lag[4*(p+q)+(p+q)-1][5]     4.035 0.24969
d.o.f=0
H0 : No serial correlation

Weighted Ljung-Box Test on Standardized
Squared Residuals
------------------------------------
                        statistic p-value
Lag[1]                      1.192  0.2750
Lag[2*(p+q)+(p+q)-1][5]     2.257  0.5591
Lag[4*(p+q)+(p+q)-1][9]     3.038  0.7526
d.o.f=2

Weighted ARCH LM Tests
------------------------------------
            Statistic Shape Scale P-Value
ARCH Lag[3]     0.108 0.500 2.000  0.7424
ARCH Lag[5]     1.777 1.440 1.667  0.5227
ARCH Lag[7]     1.988 2.315 1.543  0.7199

Nyblom stability test
------------------------------------
Joint Statistic:  0.0199
Individual Statistics:
mu 0.01991

Asymptotic Critical Values (10% 5% 1%)
Joint Statistic:          0.353 0.47 0.748
Individual Statistic:     0.35 0.47 0.75

Sign Bias Test
------------------------------------
                   t-value   prob sig
Sign Bias          0.51407 0.6073
Negative Sign Bias 0.92452 0.3554
Positive Sign Bias 0.07028 0.9440
Joint Effect       0.87549 0.8313


Adjusted Pearson Goodness-of-Fit Test:
------------------------------------
  group statistic p-value(g-1)
1    20     44.65    0.0007661
2    30     54.09    0.0031568
3    40     62.32    0.0102520
4    50     79.86    0.0035074
```

Annexe 7. – Modèle RiskMetrics, loi Normale

```
*---------------------------------*
*          GARCH Model Fit        *
*---------------------------------*

Conditional Variance Dynamics
-----------------------------------
GARCH Model        : sGARCH(1,1)
Mean Model         : ARFIMA(0,0,0)
Distribution       : std

Optimal Parameters
------------------------------------
        Estimate  Std. Error  t value Pr(>|t|)
mu      0.000058    0.000427  0.13670 0.891272
omega   0.000004    0.000005  0.70202 0.482669
alpha1  0.071615    0.028300  2.53055 0.011388
beta1   0.923904    0.030253 30.53942 0.000000
shape   5.569876    0.944416  5.89769 0.000000

Robust Standard Errors:
        Estimate  Std. Error  t value Pr(>|t|)
mu      0.000058    0.000435  0.13414 0.893296
omega   0.000004    0.000019  0.19168 0.847989
alpha1  0.071615    0.100002  0.71613 0.473909
beta1   0.923904    0.108763  8.49464 0.000000
shape   5.569876    1.530038  3.64035 0.000272

LogLikelihood : 3323.793

Information Criteria
------------------------------------

Akaike       -5.1735
Bayes        -5.1534
Shibata      -5.1735
Hannan-Quinn -5.1659

Weighted Ljung-Box Test on Standardized Residuals
------------------------------------
                        statistic p-value
Lag[1]                      3.771 0.05215
Lag[2*(p+q)+(p+q)-1][2]     3.772 0.08685
Lag[4*(p+q)+(p+q)-1][5]     4.213 0.22869
d.o.f=0
H0 : No serial correlation

Weighted Ljung-Box Test on Standardized
Squared Residuals
------------------------------------
                        statistic p-value
Lag[1]                      0.7839  0.3759
Lag[2*(p+q)+(p+q)-1][5]     1.6933  0.6924
Lag[4*(p+q)+(p+q)-1][9]     2.1760  0.8830
d.o.f=2

Weighted ARCH LM Tests
------------------------------------
            Statistic Shape Scale P-Value
ARCH Lag[3]   0.05371 0.500 2.000  0.8167
ARCH Lag[5]   0.76092 1.440 1.667  0.8049
ARCH Lag[7]   0.91707 2.315 1.543  0.9267

Nyblom stability test
------------------------------------
Joint Statistic:  6.7414
Individual Statistics:
mu     0.03113
omega  2.27135
alpha1 0.28940
beta1  0.35077
shape  0.37707

Asymptotic Critical Values (10% 5% 1%)
Joint Statistic:          1.28 1.47 1.88
Individual Statistic:     0.35 0.47 0.75

Sign Bias Test
------------------------------------
                   t-value   prob sig
Sign Bias          0.4814 0.6303
Negative Sign Bias  1.2368 0.2164
Positive Sign Bias  0.4734 0.6360
Joint Effect        1.7717 0.6211


Adjusted Pearson Goodness-of-Fit Test:
------------------------------------
  group statistic p-value(g-1)
1    20     15.82       0.6696
2    30     32.39       0.3029
3    40     33.51       0.7181
4    50     51.57       0.3737
```

Annexe 8. – Modèle GARCH, loi de Student

```
*---------------------------------*
*          GARCH Model Fit        *
*---------------------------------*

Conditional Variance Dynamics
-----------------------------------
GARCH Model        : gjrGARCH(1,1)
Mean Model         : ARFIMA(0,0,0)
Distribution       : std

Optimal Parameters
------------------------------------
        Estimate  Std. Error  t value Pr(>|t|)
mu     -0.000104    0.000409 -0.25491 0.798789
omega   0.000003    0.000008  0.36457 0.715433
alpha1  0.039556    0.042703  0.92631 0.354282
beta1   0.932425    0.051298 18.17677 0.000000
gamma1  0.048138    0.022650  2.12526 0.033565
shape   5.581055    0.450009 12.40210 0.000000

Robust Standard Errors:
        Estimate  Std. Error   t value Pr(>|t|)
mu     -0.000104    0.001070 -0.097405 0.922405
omega   0.000003    0.000056  0.055559 0.955693
alpha1  0.039556    0.302201  0.130894 0.895859
beta1   0.932425    0.341536  2.730090 0.006332
gamma1  0.048138    0.046166  1.042714 0.297081
shape   5.581055    5.015004  1.112871 0.265764

LogLikelihood : 3325.781

Information Criteria
------------------------------------

Akaike       -5.1750
Bayes        -5.1509
Shibata      -5.1751
Hannan-Quinn -5.1660

Weighted Ljung-Box Test on Standardized Residuals
------------------------------------
                        statistic p-value
Lag[1]                      3.435 0.06384
Lag[2*(p+q)+(p+q)-1][2]     3.450 0.10607
Lag[4*(p+q)+(p+q)-1][5]     3.772 0.28392
d.o.f=0
H0 : No serial correlation

Weighted Ljung-Box Test on Standardized
Squared Residuals
------------------------------------
                        statistic p-value
Lag[1]                      0.404  0.5250
Lag[2*(p+q)+(p+q)-1][5]     1.669  0.6985
Lag[4*(p+q)+(p+q)-1][9]     2.259  0.8720
d.o.f=2

Weighted ARCH LM Tests
------------------------------------
            Statistic Shape Scale P-Value
ARCH Lag[3]   0.01078 0.500 2.000  0.9173
ARCH Lag[5]   0.82951 1.440 1.667  0.7841
ARCH Lag[7]   0.99238 2.315 1.543  0.9148

Nyblom stability test
------------------------------------
Joint Statistic:  12.7572
Individual Statistics:
mu     0.0204
omega  3.5548
alpha1 0.3032
beta1  0.3981
gamma1 0.3684
shape  0.4592

Asymptotic Critical Values (10% 5% 1%)
Joint Statistic:          1.49 1.68 2.12
Individual Statistic:     0.35 0.47 0.75

Sign Bias Test
------------------------------------
                   t-value   prob sig
Sign Bias           0.5017 0.6160
Negative Sign Bias  0.8474 0.3969
Positive Sign Bias  0.6938 0.4880
Joint Effect        1.5382 0.6735


Adjusted Pearson Goodness-of-Fit Test:
------------------------------------
  group statistic p-value(g-1)
1    20     13.13       0.8316
2    30     36.09       0.1710
3    40     40.62       0.3990
4    50     61.31       0.1115
```

Annexe 9. – Modèle GJR-GARCH, loi de Student

```
*---------------------------------*
*          GARCH Model Fit        *
*---------------------------------*

Conditional Variance Dynamics
-----------------------------------
GARCH Model        : iGARCH(1,1)
Mean Model         : ARFIMA(0,0,0)
Distribution       : std

Optimal Parameters
------------------------------------
        Estimate  Std. Error  t value Pr(>|t|)
mu      0.000066    0.000428  0.15485 0.876942
omega   0.000003    0.000007  0.44002 0.659925
alpha1  0.074506    0.040605  1.83489 0.066521
beta1   0.925494          NA       NA       NA
shape   5.338093    0.929055  5.74573 0.000000

Robust Standard Errors:
        Estimate  Std. Error  t value Pr(>|t|)
mu      0.000066    0.000495  0.13408 0.893338
omega   0.000003    0.000034  0.08764 0.930162
alpha1  0.074506    0.194213  0.38363 0.701251
beta1   0.925494          NA       NA       NA
shape   5.338093    3.088102  1.72860 0.083881

LogLikelihood : 3323.621

Information Criteria
------------------------------------

Akaike       -5.1748
Bayes        -5.1587
Shibata      -5.1748
Hannan-Quinn -5.1687

Weighted Ljung-Box Test on Standardized Residuals
------------------------------------
                        statistic p-value
Lag[1]                      3.754 0.05269
Lag[2*(p+q)+(p+q)-1][2]     3.754 0.08782
Lag[4*(p+q)+(p+q)-1][5]     4.187 0.23170
d.o.f=0
H0 : No serial correlation

Weighted Ljung-Box Test on Standardized
Squared Residuals
------------------------------------
                        statistic p-value
Lag[1]                     0.7229  0.3952
Lag[2*(p+q)+(p+q)-1][5]    1.6538  0.7021
Lag[4*(p+q)+(p+q)-1][9]    2.2142  0.8779
d.o.f=2

Weighted ARCH LM Tests
------------------------------------
            Statistic Shape Scale P-Value
ARCH Lag[3]   0.03514 0.500 2.000  0.8513
ARCH Lag[5]   0.87065 1.440 1.667  0.7717
ARCH Lag[7]   1.06466 2.315 1.543  0.9028

Nyblom stability test
------------------------------------
Joint Statistic:  6.4477
Individual Statistics:
mu     0.0320
omega  3.3050
alpha1 0.2843
shape  0.3278

Asymptotic Critical Values (10% 5% 1%)
Joint Statistic:          1.07 1.24 1.6
Individual Statistic:     0.35 0.47 0.75

Sign Bias Test
------------------------------------
                   t-value   prob sig
Sign Bias           0.4779 0.6328
Negative Sign Bias  1.1166 0.2644
Positive Sign Bias  0.3670 0.7137
Joint Effect        1.4010 0.7053


Adjusted Pearson Goodness-of-Fit Test:
------------------------------------
  group statistic p-value(g-1)
1    20     15.72       0.6758
2    30     36.28       0.1657
3    40     36.44       0.5873
4    50     46.73       0.5654
```

Annexe 10. – Modèle iGARCH, loi de Student

```
*---------------------------------*
*          GARCH Model Fit        *
*---------------------------------*

Conditional Variance Dynamics
-----------------------------------
GARCH Model        : iGARCH(1,1)
Mean Model         : ARFIMA(0,0,0)
Distribution       : std

Optimal Parameters
------------------------------------
        Estimate  Std. Error  t value Pr(>|t|)
mu      0.000075    0.000425  0.17545  0.86073
omega   0.000000          NA       NA       NA
alpha1  0.060000          NA       NA       NA
beta1   0.940000          NA       NA       NA
shape   6.342307    0.819533  7.73893  0.00000

Robust Standard Errors:
        Estimate  Std. Error  t value Pr(>|t|)
mu      0.000075    0.000468  0.15935  0.87339
omega   0.000000          NA       NA       NA
alpha1  0.060000          NA       NA       NA
beta1   0.940000          NA       NA       NA
shape   6.342307    0.820611  7.72876  0.00000

LogLikelihood : 3318.694

Information Criteria
------------------------------------

Akaike       -5.1702
Bayes        -5.1622
Shibata      -5.1702
Hannan-Quinn -5.1672

Weighted Ljung-Box Test on Standardized Residuals
------------------------------------
                        statistic p-value
Lag[1]                      3.566 0.05899
Lag[2*(p+q)+(p+q)-1][2]     3.579 0.09786
Lag[4*(p+q)+(p+q)-1][5]     4.004 0.25353
d.o.f=0
H0 : No serial correlation

Weighted Ljung-Box Test on Standardized
Squared Residuals
------------------------------------
                        statistic p-value
Lag[1]                      1.164  0.2807
Lag[2*(p+q)+(p+q)-1][5]     2.394  0.5287
Lag[4*(p+q)+(p+q)-1][9]     3.357  0.6988
d.o.f=2

Weighted ARCH LM Tests
------------------------------------
            Statistic Shape Scale P-Value
ARCH Lag[3]    0.1372 0.500 2.000  0.7111
ARCH Lag[5]    2.2195 1.440 1.667  0.4247
ARCH Lag[7]    2.5055 2.315 1.543  0.6113

Nyblom stability test
------------------------------------
Joint Statistic:  0.1977
Individual Statistics:
mu     0.02515
shape 0.16880

Asymptotic Critical Values (10% 5% 1%)
Joint Statistic:            0.61 0.749 1.07
Individual Statistic:       0.35 0.47 0.75

Sign Bias Test
------------------------------------
                   t-value   prob sig
Sign Bias          0.48117 0.6305
Negative Sign Bias 0.87702 0.3806
Positive Sign Bias 0.08823 0.9297
Joint Effect       0.79125 0.8516


Adjusted Pearson Goodness-of-Fit Test:
------------------------------------
  group statistic p-value(g-1)
1    20     24.14       0.1909
2    30     34.87       0.2088
3    40     39.37       0.4533
4    50     48.45       0.4953
```

Annexe 11. – Modèle RiskMetrics, loi de Student

```
-----------------------------------------
-          Superior Set of Models       -
-----------------------------------------
                Rank_M       v_M  MCS_M Rank_R       v_R  MCS_R          Loss
daily_returns        1 -1.200329 1.0000      1 -1.177632 1.0000 0.0002131598
daily_returns_1      2  1.122247 0.2845      2  1.177632 0.4168 0.0002132147
daily_returns_2      3  1.250330 0.2296      3  1.219880 0.3919 0.0002132187

Details
-----------------------------------------

Number of eliminated models     :       0
Statistic       :       Tmax
Elapsed Time    :       Time difference of 2.982514 secs
```

Annexe 12. – Résultat de la procédure MCS (Model's Confidence Set)