



**FACULTÉ DES SCIENCES ÉCONOMIQUES ,SOCIALES ET DES
TERRITOIRES**

MASTER 2 ÉCONOMÉTRIE APPLIQUÉE

**ÉTUDE DE CAS | MODÉLISATION ET PRÉVISION DES
RENDEMENTS :**

**Une analyse comparative de LVMH, TotalEnergies et BNP
Paribas (2019-2024)**

**TRAVAIL RÉALISÉ SOUS LA DIRECTION DE : M. Michael
BREI**

PAR :

**Mahamadou Issoufou KHADIJA
MOHAMMED ANIS Moudir**

DATE DE REMISE : 12 décembre 2025

ANNÉE UNIVERSITAIRE : 2025-2026

Table des matières

Introduction	4
I. Méthodologie	5
1. Collecte et préparation des données	5
1.1. Source et période d'étude.....	5
1.2. Indicateurs de performance et de risque calculés.....	5
2. Modèles économétriques principaux	7
2.1. Modèle de marché standard (CAPM)	7
2.2. Extension pour la crise Covid-19.....	8
2.3. Modèles dynamiques	11
3. Evaluation des prévisions	12
4. Modèles comparés	13
5. Indicateurs de performance retenus	14
6. Evaluation de la dynamique des prévisions hebdomadaires en fonction du retard et test du modèle GARCH-M	15
7. Cadre logiciel et reproductibilité.....	16
II. Résultats	17
II.1. Analyse exploratoire	17
1. Analyse de la performance des actifs de 2019 à 2024	17
2. Analyse des corrélations et diversification du portefeuille	20
3. Analyse de la stationnarité	22
II.2. Sensibilité au marché : analyse des coefficients bêta	24
1. Résultats globaux (période 2019-2024).....	24
2. Impact de la crise covid-19 sur la sensibilité au marché	24
II.3. Qualité des modèles et performance prévisionnelle	26
1. Diagnostic des résidus et validation des modèles	26
2. Apport des modèles dynamiques (AR(1) et ARMA)	27
3. Performance prévisionnelle sur l'année 2024	27
II.4. Prévisions hebdomadaires et modèles GARCH-M	29
1. Prévisions hebdomadaires avec modèles CAPM décalés	29

2. Modèles GARCH-M	30
Conclusion	32
Références.....	35
Annexe	36

Introduction

Le marché financier français a subi, entre 2019 et 2024, un stress-test sans précédent, mêlant pandémie mondiale, crise énergétique et retour de l'inflation. Dans ce contexte tourmenté, les relations d'équilibre entre les actifs et le marché, théorisées par des modèles comme le CAPM, ont-elles tenu leurs promesses ? Plus encore, peut-on prévoir les rendements dans un environnement où les chocs bouleversent les équilibres établis ?

Pour répondre à ces questions, cette étude analyse la performance et la prévisibilité de trois piliers du CAC 40 – LVMH, TotalEnergies et BNP Paribas – en trois temps.

Premièrement, nous établissons un diagnostic complet de leur performance et de leur profil de risque sur la période, à travers une batterie d'indicateurs (rendements, volatilité, ratio de Sharpe, Maximum Drawdown).

Deuxièmement, nous testons la robustesse du modèle de marché en y intégrant l'impact spécifique de la crise Covid-19, en mesurant à la fois son effet sur le niveau des rendements et sur leur sensibilité au CAC 40.

Enfin, troisièmement, nous évaluons la capacité prédictive de modèles dynamiques avancés, combinant ces facteurs à des processus ARMA et GARCH, pour anticiper les rendements de l'année 2024. Cette démarche progressive vise à déterminer si la modélisation des ruptures et de la mémoire des marchés offre un avantage décisionnel face à la complexité des marchés contemporains.

I. Méthodologie

Cette section présente le cadre méthodologique complet mis en œuvre pour analyser la performance, la sensibilité au marché et la prévisibilité des actifs français sur la période 2019-2024.

1. Collecte et préparation des données

1.1. Source et période d'étude

Les données utilisées dans cette étude proviennent de **Yahoo Finance**, une source reconnue pour sa fiabilité et largement utilisée dans la recherche académique et professionnelle en finance quantitative. L'extraction des données a été réalisée via le package R `quantmod`, permettant une connexion directe à l'API Yahoo Finance et garantissant la reproductibilité de l'analyse.

Les données de prix ajustés de clôture (incluant les dividendes et les opérations sur titres) ont été extraites pour quatre actifs sur la période du 2 janvier 2019 au 30 décembre 2024, représentant 1 535 observations journalières par actif après nettoyage des données.

Les quatre actifs analysés sont :

- **LVMH ([MC.PA](#))** : Valeur leader du secteur du luxe
- **TotalEnergies ([TTE.PA](#))** : Major énergétique
- **BNP Paribas ([BNP.PA](#))** : Première banque française
- **CAC 40 ([^FCHI](#))** : Indice de référence du marché français

1.2. Indicateurs de performance et de risque calculés

Pour caractériser chaque actif, huit indicateurs clés ont été calculés selon les formules suivantes :

- **Rendements journaliers logarithmiques**
Calculés à partir des prix ajustés de clôture :

$$r_{i,t} = \ln \left(\frac{P_{i,t}}{P_{i,t-1}} \right) \times 100\%$$

Cette transformation assure l'additivité temporelle des rendements et facilite les analyses statistiques.

- **Performance cumulée (base 100)**

La valeur d'un investissement initial de 100€ est reconstituée par capitalisation continue :

$$V_t = 100 \times \exp \left(\sum_{s=2}^t \frac{r_s}{100} \right)$$

Représente concrètement la croissance du capital dans le temps.

- **Série mensuelle pour la visualisation**

Pour la construction des graphiques de performance cumulée, la valeur de l'investissement est extraite au dernier jour de trading de chaque mois à partir de la série des valeurs cumulées journalières :

$$P_{\text{mois } m} = P_{\text{cumulé}}(t_{\text{dernier jour du mois } m})$$

Cette approche, utilisant la fonction `to.monthly()` avec l'option `indexAt = "last"`, permet d'obtenir une série mensuelle synchronisée représentant les valeurs effectivement observables en fin de mois, conformément aux conventions de reporting financier.

- **Rendement annuel moyen**

Calculé par annualisation géométrique :

$$R_{\text{annuel}} = \left(\exp \left(\frac{1}{T} \sum_{t=1}^T \frac{r_t}{100} \right) - 1 \right) \times 100\%$$

Mesure le taux de croissance annualisé permettant de comparer les performances sur différentes périodes.

- **Volatilité journalière**

$$\sigma = \sqrt{\frac{1}{N-1} \sum_{t=1}^N (r_t - \bar{r})^2}$$

Elle quantifie l'amplitude des variations quotidiennes : plus elle est élevée, plus le titre est risqué à court terme.

- **Ratio de Sharpe**

$$\text{Sharpe} = \frac{\bar{r} - r_f}{\sigma}, r_f = 2\%$$

Avec :

- \bar{r} : Rendement moyen journalier de l'actif
- r_f : Taux sans risque annuel, fixé à 2% pour cette étude
- σ : Volatilité journalière (écart-type des rendements quotidiens)

Il évalue la performance ajustée du risque : combien d'unités de rendement excédentaire sont générées par unité de volatilité. Un ratio plus élevé indique une meilleure efficacité risque-rendement.

- **Maximum Drawdown (MDD)**

$$\text{MDD} = \min_t \left(\frac{V_t}{\max_{s \leq t} V_s} - 1 \right) \times 100\%$$

Où:

- V_t : Valeur de l'actif au temps t (performance cumulée depuis le début)
- $\max_{s \leq t} V_s$: Valeur maximale atteinte jusqu'au temps t (pic historique)
- t : Indice temporel (jour de trading)

Il mesure la **pire perte historique** subissable en pourcentage, depuis un pic jusqu'au creux suivant. Indicateur crucial de résilience lors de crises de marché.

- **Asymétrie et Kurtosis**

Calculées à partir des moments centrés d'ordre 3 et 4 de la distribution des rendements journaliers.

- **Asymétrie** : Si positive, les gains extrêmes sont plus fréquents que les pertes extrêmes ; si négative, c'est l'inverse.
- **Kurtosis** : Indique l'épaisseur des queues de distribution. Une valeur > 3 signale des événements extrêmes plus probables que dans une distribution normale.

2. Modèles économétriques principaux

2.1. Modèle de marché standard (CAPM)

Le modèle de base estime la relation linéaire entre le rendement d'un actif et celui du marché :

$$r_{i,t} = \alpha_i + \beta_i r_{m,t} + \varepsilon_{i,t}$$

où $r_{m,t}$ est le rendement du CAC 40, β_i mesure la sensibilité au risque systématique, et α_i capture le rendement anormal.

2.2. Extension pour la crise Covid-19

La crise sanitaire liée au Covid-19 a constitué un choc inédit, capable de modifier à la fois le niveau moyen des rendements et leur sensibilité au marché. De nombreux travaux récents montrent en effet que la pandémie a profondément affecté la volatilité et le risque du marché financier, avec parfois une "inversion" des bêtas sectoriels (Al-Dwiry & Amira, 2023; Jain, 2022; Khan et al., 2024).

Dans ce contexte, nous enrichissons le modèle CAPM de base en introduisant :

1. **une variable muette (dummy) Covid**, qui vaut 1 pendant la période de crise et 0 sinon ;
2. **un terme d'interaction** entre cette dummy et le rendement du marché, afin d'autoriser le bêta à être différent pendant la crise.

L'objectif est double :

- Mesurer s'il existe un effet Covid moyen sur les rendements qui est indépendant du marché ;
- Tester si la sensibilité au marché (le bêta) a changé pendant la crise, comme le suggèrent plusieurs études sur les bêtas (Jain, 2022; O'Donnell et al., 2024).

Spécification du modèle avec variable Covid et interaction

Notre modèle s'écrit donc ainsi :

$$R_{i,t} = \alpha + \beta R_{M,t} + \gamma Covid_t + \delta(R_{M,t} \times Covid_t) + \varepsilon_t.$$

avec

$$Covid_t = \begin{cases} 1 & \text{si } t \in [01/01/2020; 31/12/2021] \\ 0 & \text{sinon} \end{cases}$$

Ce modèle peut se réécrire de façon plus intuitive en séparant les deux régimes :

- Hors période Covid ($Covid_t = 0$) :

$$R_{i,t} = \alpha + \beta R_{M,t} + \varepsilon_t$$

On retrouve notre CAPM classique : β mesure le bêta "normal" du titre.

- Pendant la période Covid ($Covid_t = 1$) :

$$R_{i,t} = (\alpha + \gamma) + (\beta + \delta)R_{M,t} + \varepsilon_t$$

- $\alpha + \gamma$ correspond au niveau moyen de rendement en période Covid lorsque le marché ne bouge pas ($R_M = 0$) ;
- $\beta + \delta$ est le bêta "en temps de Covid", c'est-à-dire la nouvelle sensibilité du titre au marché pendant la crise.

Les coefficients peuvent s'interpréter de la manière suivante :

1. β : bêta du titre hors crise, comme dans le CAPM standard.
2. γ : prime ou décote moyenne Covid toutes choses égales par ailleurs (donc à marché constant). Si $\gamma > 0$, l'action offre en moyenne un rendement additionnel pendant la crise, même à variation de marché nulle.
3. δ : variation de bêta pendant la crise.
 - a. Si $\delta > 0$, le titre devient plus sensible aux mouvements du marché pendant la période Covid ($\beta_{Covid} = \beta + \delta > \beta$) ;
 - b. si $\delta < 0$, le titre devient plus défensif pendant la crise ($\beta_{Covid} < \beta$).

Ce type de spécification avec terme d'interaction est cohérent avec la littérature sur les CAPM conditionnels et les bêtas variables dans le temps, qui utilisent soit des variables macroéconomiques, soit des dummies de périodes de crise pour faire varier le bêta (Bollerslev et al., 1988; Jain, 2022; Al-Dwiry & Amira, 2023).

Dans notre application, la variable d'interaction est simplement construite comme le produit :

$$CovidMarket_t = Covid_t \times R_{M,t},$$

et le modèle est estimé sous la forme :

$$R_{i,t} = \alpha + \beta R_{M,t} + \gamma Covid_t + \delta CovidMarket_t + \varepsilon_t$$

Justification de la fenêtre temporelle 2020-2021 pour définir le covid

Ce choix s'aligne sur la littérature académique récente qui délimite la période Covid comme couvrant grosso modo les années 2020 et 2021 :

- **Khan, Fifield et Power (2024)** étudient la volatilité boursière dans plusieurs marchés développés et émergents et définissent explicitement la période Covid comme allant du 1er janvier 2020 à décembre 2021, en opposition à une période pré-Covid 2016-2019. Cette fenêtre de deux ans leur permet de capter l'ensemble de la phase de forte incertitude liée à la pandémie.
- **Zhu, Wen et Song (2024)** analysent les sauts de prix sur les principaux indices boursiers mondiaux et adoptent un découpage en trois sous-périodes : pré-Covid (2018-2019), Covid (3 janvier 2020 - 31 décembre 2021) et post-Covid (2022-2023). Les auteurs justifient cette définition par deux arguments : (i) la phase 2020-2021 correspond à la période où l'incertitude sanitaire reste maximale au niveau mondial, et (ii) des fenêtres de durée comparable facilitent la comparaison statistique des comportements de marché avant, pendant et après la pandémie.
- **O'Donnell et al. (2024)** examinent l'impact du Covid-19 sur le modèle à cinq facteurs de Fama-French et définissent une période Covid allant de janvier 2020 à décembre 2021. Leur approche, similaire à la nôtre, permet d'isoler les changements structurels dans les relations de risque pendant la crise.

Cette convergence méthodologique dans la littérature financière récente valide notre choix de fenêtre temporelle et assure la comparabilité de nos résultats avec d'autres études.

Sur le plan économique, ce type de découpage reflète le fait que, même si la pandémie est officiellement déclarée en mars 2020, les marchés commencent à intégrer l'information et à ajuster les prix dès le début de l'année 2020, et continuent d'en subir les effets jusqu'à la fin de 2021, période qui est marquée par plusieurs vagues de variant, de confinements et de campagnes de vaccination.

Stratégie d'estimation

Nous estimons ce modèle séparément pour chaque titre (LVMH, TotalEnergies et BNP Paribas) sur la période 2019–2024, en utilisant les rendements journaliers logarithmiques des prix ajustés. Le rendement du marché $R_{M,t}$ est mesuré par le log rendement du CAC 40.

Pour l'estimation, nous utilisons les moindres carrés ordinaires (MCO) sur l'échantillon complet, avec la dummy Covid prenant la valeur 1 entre le 1^{er} janvier 2020 et le 31 décembre 2021 et 0 autrement. Sur cette période, la variable Covid permet de capturer l'effet de la phase "aiguë" de la pandémie.

Les diagnostics sur les résidus (tests de Ljung–Box, Durbin–Watson et tests ARCH) mettent en évidence, pour certains titres, une autocorrélation et/ou une hétéroscédasticité résiduelle. Pour tenir compte de ces problèmes, nous utilisons des erreurs-types robustes de Newey–West dans les tests de significativité des coefficients, ce qui rend les tests et intervalles de confiances valides même en présence de volatilité conditionnelle et de corrélation sérielle des résidus (Newey & West, 1987).

Enfin, dans la partie prévisionnelle du travail, la variable Covid et son interaction sont intégrées comme variables explicatives supplémentaires dans des modèles ARMA avec régresseurs exogènes, ce qui permet de comparer la performance de modèles avec et sans prise en compte explicite de la crise sanitaire sur la période de prévision (année 2024).

2.3. Modèles dynamiques

Au-delà du modèle linéaire simple, nous avons introduit une dimension dynamique de deux façons complémentaires :

- **Termes autorégressifs AR(1) dans le CAPM**

Dans un premier temps, nous avons enrichi le modèle en ajoutant un terme de type AR(1) sur les rendements individuels.

Ainsi, pour une action i , le modèle estimé s'écrit :

$$R_{i,t} = \alpha + \beta R_{M,t} + \phi R_{i,t-1} + \varepsilon_t,$$

Où $R_{i,t-1}$ est le rendement de l'action à la date précédente.

L'objectif est de capter une éventuelle persistance des rendements (effet mémoire de court terme) qui ne serait pas expliquée par le marché seul.

- **Modèles ARMA(p,q) sur les erreurs via auto.arima()**

Plutôt que de choisir "à la main" les ordres (p) et (q) des modèles ARMA sur les résidus, nous avons utilisé la fonction `auto.arima()` du package `forecast` dans R.

auto.arima() : implémente l'algorithme d'Hyndman & Khandakar (2008), qui sélectionne automatiquement :

- les degrés de différenciation par des tests de racine unitaire (utile pour les séries non stationnaires mais pas dans notre cas) ;
- puis les ordres (p) et (q) en minimisant le critère AIC, avec une recherche pas à pas.

Dans notre cas, nous avons utilisé `auto.arima()` en mode "régression avec erreurs ARIMA" (`xreg = CAC40, covid, CAC40*covid` selon le modèle considéré), ce qui revient à estimer :

$$R_{i,t} = \alpha + \beta' X_t + u_t, u_t \sim ARMA(p, q),$$

où X_t contient le rendement du CAC 40, la variable muette Covid et l'interaction CAC40×Covid, et où la partie ARMA(p,q) des résidus est choisie automatiquement par `auto.arima()`.

En pratique, cela signifie que :

- nous avons d'abord évalué un CAPM (avec ou sans Covid / interaction Covid) ;
- puis laissé `auto.arima()` décider s'il restait une dynamique significative dans les erreurs, et, le cas échéant, quels ordres ARMA(p,q) étaient les plus pertinents au sens de l'AIC/BIC.

3. Evaluation des prévisions

L'objectif de cette partie est d'évaluer la capacité de nos modèles à prévoir les rendements journaliers des trois actions au-delà de la période d'estimation, et de comparer l'apport (ou non) de la prise en compte explicite de la crise Covid et de la dynamique ARMA dans les erreurs.

- **Découpage temporel : apprentissage vs test**

Pour éviter de tirer des conclusions sur du surapprentissage, nous scindons l'échantillon en deux sous-périodes :

- 2019–2023 : période d’entraînement des modèles.

Toutes les régressions (CAPM simple, modèle avec Covid, modèles avec erreurs ARMA) sont estimées exclusivement sur ces cinq années de données journalières.

- 2024 : période de test hors échantillon.

Les modèles, une fois estimés sur 2019–2023, sont utilisés pour prévoir les rendements journaliers de 2024, en utilisant comme information seulement les variables observées à la date (t) (rendement du CAC 40, dummy Covid, etc.).

Ce type de découpage « estimation / validation hors échantillon » est standard en prévision de séries temporelles : il permet de mesurer la performance réelle des modèles lorsqu’ils sont appliqués à des données nouvelles, non utilisées au moment de l’estimation.

4. Modèles comparés

Pour chaque action (LVMH, TotalEnergies, BNP Paribas), nous comparons plusieurs familles de modèles, afin de répondre à deux questions :

- La variable Covid apporte-t-il une information utile pour la prévision ?

Nous opposons :

un modèle sans Covid, de type CAPM (éventuellement avec composante ARMA) :

$$R_{\{i,t\}} = \alpha + \beta R_{\{M,t\}} + u_t,$$

à un modèle avec Covid et interaction, où le niveau moyen et le bêta peuvent changer pendant la période 2020–2021 :

$$R_{\{i,t\}} = \alpha + \beta R_{\{M,t\}} + \gamma Covid_t + \delta (R_{\{M,t\}} \times Covid_t) + u_t.$$

La dynamique ARMA dans les erreurs améliore-t-elle la prévision ?

Pour chacune des deux spécifications (sans Covid, avec Covid + interaction), nous considérons :

une version pure régression (erreurs supposées bruit blanc) ;

une version où les erreurs (u_t) suivent un processus ARMA(p,q) sélectionné automatiquement par `auto.arima()` (avec le CAC 40, et éventuellement Covid et l’interaction, comme variables exogènes).

Au total, pour chaque action, nous comparons donc :

- un modèle « linéaire simple » sans Covid ;
- un modèle « linéaire Covid » avec dummy et interaction ;
- un modèle « linéaire + ARMA » sans Covid ;
- un modèle « linéaire Covid + ARMA ».

Ces modèles sont estimés sur 2019–2023 puis utilisés pour générer des prévisions quotidiennes sur l'année 2024.

5. Indicateurs de performance retenus

Pour évaluer et comparer la qualité des prévisions sur 2024, nous utilisons plusieurs mesures complémentaires, calculées en hors échantillon pour chaque modèle et chaque action :

- RMSE (Root Mean Squared Error)

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{T} \sum_{t=1}^T (R_{i,t} - R_{i,t}^{\cap})^2}$$

qui pénalise fortement les grosses erreurs de prévision. Plus le RMSE est faible, meilleure est la précision en moyenne.

MAE (Mean Absolute Error)

$$MAE = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T |R_{i,t} - \widehat{R}_{i,t}|$$

qui mesure l'erreur moyenne absolue, plus robuste aux valeurs extrêmes. Là aussi, plus le MAE est faible, plus la prévision est précise en moyenne.

(R^2) « hors échantillon »

Nous calculons un (R^2) de prévision défini comme :

$$R_{out}^2 = 1 - \frac{\sum_t (R_{i,t} - R_{i,t}^{\cap})^2}{\sum_t (R_{i,t} - \bar{R}_i)^2},$$

où \bar{R}_i est la moyenne des rendements 2024 de l'action (i).

Si ($R_{out}^2 > 0$), le modèle fait mieux qu'un benchmark naïf qui prédirait simplement la moyenne historique.

Si ($R_{out}^2 < 0$), le modèle fait pire que ce benchmark.

Taux de bonne direction (« hit rate ») : correspond au pourcentage de jours où le modèle anticipe correctement le signe du rendement : $\frac{1}{T} \sum_{t=1}^T 1 \left(\text{sign}(R_{i,t}) = \text{sign}(R_{i,t}^{\cap}) \right)$.

Cet indicateur est particulièrement parlant pour un public non spécialiste, car il répond à la question : « Combien de fois le modèle s'est-il trompé sur le sens du mouvement (hausse/baisse) ? »

6. Evaluation de la dynamique des prévisions hebdomadaires en fonction du retard et test du modèle GARCH-M

Afin d'évaluer la dégradation des prévisions dans le temps, nous estimons l'évolution de la RMSE en fonction de l'ancienneté de l'information utilisée dans le modèle.

Pour cela nous construisons sur la base de la série hebdomadaire r_t^{LVMH} et du rendement hebdomadaire du rendement r_t^{CAC} , nous construisons, pour $k = 1, \dots, 50$, des modèles de la forme :

$$r_t^{LVMH} = \alpha_t + \beta_t r_{t-k}^{CAC} + \varepsilon_t$$

où le seul régresseur est le rendement du CAC 40 retardé de (k) semaines.

Concrètement :

- nous travaillons sur un échantillon hebdomadaire commun,
- nous créons les lags $r_{t-1}^{CAC}, \dots, r_{t-50}^{CAC}$,
- pour chaque (k), nous estimons un modèle distinct par MCO sur l'ensemble de la période disponible,
- pour chaque modèle, nous calculons le RMSE

L'objectif est de visualiser comment la qualité d'ajustement (mesurée par le RMSE) évolue lorsque l'on remplace la valeur du rendement de marché très récente $k=1$ par une information de plus en plus ancienne avec k grand. Une régression linéaire de $RMSE_k$ sur le numéro de lag (k) permet enfin de résumer la tendance globale.

Le Modèle GARCH-M et prime de risque conditionnelle

Compte tenu des tests d'autocorrélation sur les rendements journaliers (présence d'autocorrélation sur les rendements simples), nous avons également testé un modèle de type GARCH-M sur les rendements journaliers.

L'idée est la suivante : si la prime de risque est time-varying et liée au niveau de volatilité conditionnelle, le rendement moyen devrait dépendre de la variance conditionnelle. On spécifie alors :

- une équation de moyenne de rendement qui inclut un terme de variance conditionnelle :

$$r_t = \mu + \lambda \sigma_t^2 + \beta r_t^{CAC} + \varepsilon_t,$$

- une équation de variance GARCH (1,1) pour σ_t^2 .

Le paramètre λ mesure ainsi une sorte de prime de risque : si $\lambda > 0$, les agents ont en moyenne un rendement plus élevé quand la volatilité anticipée augmente. Nous avons estimé ce modèle (avec et sans variables Covid) pour tester cette hypothèse.

7. Cadre logiciel et reproductibilité

Toutes les analyses ont été réalisées avec **R** et les packages suivants :

- quantmod, tidyverse : Manipulation des données
- forecast, rugarch : Modélisation ARIMA et GARCH
- lmtest, sandwich : Tests statistiques et erreurs robustes
- ggplot2, flextable : Visualisation et reporting
- zoo, lubridate : Traitement des séries temporelles

Le code est entièrement reproductible et disponible, garantissant la transparence méthodologique.

II. Résultats

II.1. Analyse exploratoire

1. Analyse de la performance des actifs de 2019 à 2024

1.1.1.1 Analyse statistique des risques et rendements

Le tableau 1 présente les principaux indicateurs de performance et de risque des actifs étudiés sur la période 2019-2024. Ces données servent de base objective pour orienter les décisions d'allocation.

Tableau 1 : Profil de risque-rendement des actifs (2019-2024)

Action	Rendement annuel	Volatilité journalière	Sharpe	Max.DD	Min	Max	Asymétrie	Kurtosis
LVMH (Luxe)	17.7	1.82	0.54	34.9	-9.1	12.1	0.19	7.0
TotalEnergies (Énergie)	8.3	1.91	0.21	56.8	-18.2	14.0	-0.69	18.5
BNP Paribas (Banque)	12.7	2.14	0.32	54.5	-14.5	16.5	-0.45	10.8
CAC 40 (Marché)	7.5	1.23	0.28	38.6	-13.1	8.1	-1.03	17.2

Notes : *Ratio de Sharpe calculé avec taux sans risque 2% | Max DD = Maximum Drawdown

(a) Volatilité journalière : le risque quotidien

Cette métrique quantifie l'amplitude normale des variations quotidiennes. BNP Paribas affiche la volatilité la plus élevée (2,14 %), caractéristique du secteur bancaire, fortement sensible aux cycles de taux et à la conjoncture économique. TotalEnergies (1,91 %) et LVMH (1,82 %) présentent également des niveaux significatifs, mais leurs sources de risque diffèrent : le premier est exposé aux chocs géopolitiques et aux cours des matières premières, tandis que le second suit les cycles de la consommation discrétionnaire des hauts revenus. À l'inverse, le CAC 40, avec une volatilité de seulement 1,23 %, démontre l'effet stabilisateur de la diversification. Pour un investisseur prudent, il convient de limiter l'exposition aux actifs dont la volatilité quotidienne excède 1,8 %.

(b) Drawdown maximal : la pire perte historique

Le drawdown maximal mesure la plus forte baisse cumulée depuis un pic, constituant un test de résilience extrême. TotalEnergies (-56,8 %) et BNP Paribas (-54,5 %) ont enregistré les corrections les plus sévères, reflétant leur

vulnérabilité aux chocs sectoriels. LVMH présente la meilleure résilience historique (-34,9 %), confirmant la solidité relative du secteur du luxe. Le CAC 40, avec un recul de -38,6 %, illustre l'effet modérateur de la diversification. Ces écarts soulignent l'importance cruciale de la diversification sectorielle pour atténuer l'exposition aux pertes extrêmes.

(c) Ratio de Sharpe : l'efficacité risque-rendement

Le ratio de Sharpe, calculé avec un taux sans risque de 2 %, évalue la rémunération par unité de risque prise. LVMH se distingue par la meilleure efficacité (0,54), offrant la prime de risque la plus attractive. À l'opposé, TotalEnergies affiche le ratio le plus faible (0,21), indiquant une compensation insuffisante au regard de sa volatilité. Le CAC 40 présente une performance ajustée modeste mais stable (0,28). Il est pertinent de prioriser les actifs présentant un ratio supérieur à 0,5 pour constituer le cœur d'un portefeuille.

(d) Kurtosis et asymétrie : les risques extrêmes

Ces indicateurs renseignent sur la probabilité d'événements rares mais violents. Une kurtosis élevée (TotalEnergies à 18,5 ; CAC 40 à 17,2) signale des distributions à « queues épaisses », impliquant une probabilité accrue de chocs brutaux. L'asymétrie fortement négative du CAC 40 (-1,03) révèle que les baisses extrêmes y sont plus fréquentes que les hausses explosives, un trait caractéristique des indices larges. L'asymétrie légèrement positive de LVMH (0,19) suggère quant à elle une propension à générer des performances exceptionnelles à la hausse. Pour un investisseur sensible au risque de queues de distribution, il convient de privilégier les allocations présentant une kurtosis plus modérée.

1.1.1.2 Analyse graphique de la performance cumulée

La figure 1 matérialise visuellement les enseignements du tableau statistique précédent en retraçant l'évolution de 100 € investis en janvier 2019 dans les trois actifs individuels et l'indice CAC 40. L'axe des x représente le temps (dernier jour de chaque mois de 2019 à 2024) et l'axe des y la valeur cumulée de l'investissement en euros. Chaque point correspond à la valeur de l'action à

la fin du mois.

PERFORMANCE CUMULÉE DES INVESTISSEMENTS : 2019-2024

Évolution de 100€ investis le 2 janvier 2019 dans chaque actif (points = fin de chaque mois)

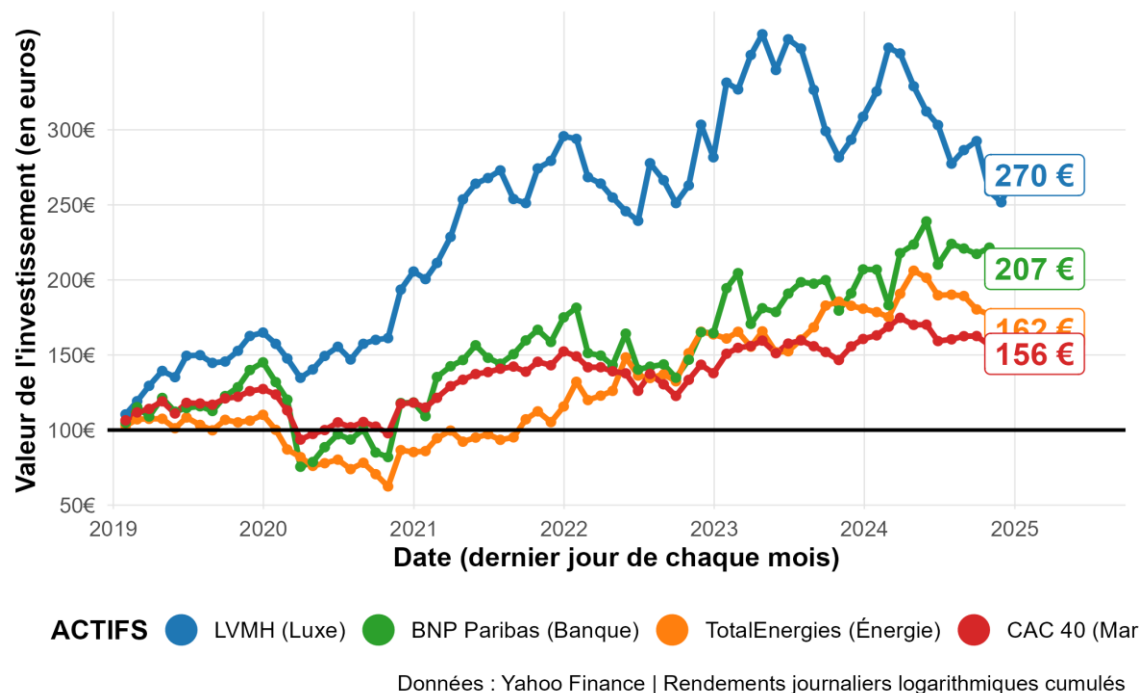


Figure 1 : Évolution de 100 € investis de janvier 2019 à décembre 2024 dans LVMH, BNP Paribas et TotalEnergies. Chaque point représente la valeur de l'investissement à la fin du mois.

L'analyse graphique confirme et illustre les dynamiques identifiées dans le tableau. La courbe de **LVMH** affiche une croissance exponentielle, atteignant environ 270€ fin 2024 (+170%). Cette trajectoire reflète directement son rendement annuel élevé (17,7%) et sa bonne efficience. **BNP Paribas** (+107%) présente une progression solide mais plus irrégulière, cohérente avec sa volatilité élevée. **TotalEnergies** (+62%) suit une pente plus modeste et régulière. Enfin, la courbe du **CAC 40** (+56%) valide son rôle de stabilisateur : son tracé est nettement moins heurté que celui des actions individuelles, incarnant l'effet lissant de la diversification, malgré une asymétrie négative marquée qui se traduit par des phases de repli prononcé.

Synthèse : L'analyse sur la période 2019-2024 révèle des profils distincts, où LVMH se distingue par le meilleur compromis rendement-risque, BNP Paribas et TotalEnergies affichent une volatilité et des pertes historiques plus marquées, tandis que le CAC 40 joue un rôle stabilisateur, illustrant les bénéfices de la diversification dans la construction d'un portefeuille.

2. Analyse des corrélations et diversification du portefeuille

La figure 2 présente la matrice de corrélations entre les rendements journaliers des actifs analysés sur la période 2019-2024. Ces coefficients de corrélation de Pearson mesurent le degré de synchronisation des mouvements de prix et fournissent une base objective pour évaluer le potentiel de diversification d'un portefeuille.

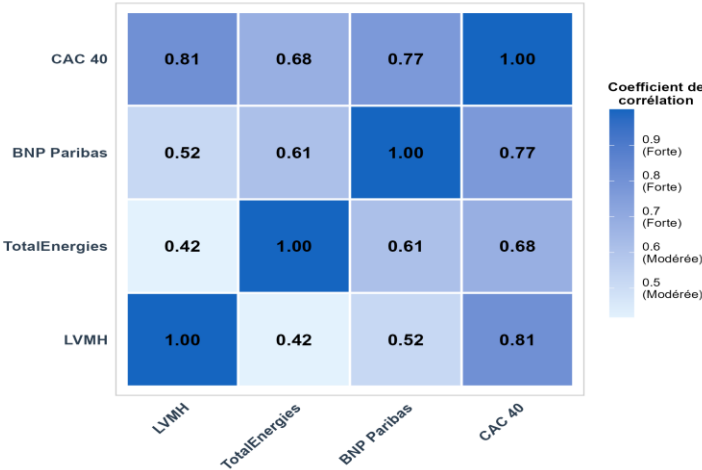
Interprétation des niveaux de corrélation :

Les coefficients observés s'échelonnent entre 0,42 et 0,81, révélant trois niveaux distincts de dépendance entre les actifs :

- **Corrélations faibles (0,42-0,49)** : Les actifs évoluent de manière relativement indépendante, offrant un potentiel de diversification élevé.
- **Corrélations modérées (0,50-0,69)** : Les mouvements présentent une synchronisation partielle, permettant un bénéfice de diversification intermédiaire.
- **Corrélations fortes (0,70-1,00)** : Les performances sont étroitement liées, limitant significativement l'effet de diversification.

MATRICE DE CORRÉLATION : ANALYSE DES DÉPENDANCES ENTRE ACTIFS

Étude des relations linéaires entre les rendements journaliers (2019-2024)
Coefficients de corrélation de Pearson mesurant la synchronisation des mouvements



Source : Données Yahoo Finance (2019-2024) | Calculs basés sur les rendements logarithmiques journaliers
Note : Toutes les corrélations sont positives, indiquant une tendance commune aux mouvements de marché

Figure 2: Matrice de corrélation des rendements journaliers (2019-2024)

Analyse détaillée des relations inter-actifs

L'examen des corrélations révèle plusieurs dynamiques sectorielles distinctes :

LVMH et CAC 40 (0,81) : Cette corrélation très forte s'explique par le poids prépondérant de LVMH dans l'indice. En tant que première capitalisation

boursière française, les variations du titre LVMH influencent directement celles du CAC 40, illustrant le phénomène classique de corrélation entre valeur leader et indice de référence.

LVMH et TotalEnergies (0,42) : Cette paire affiche la corrélation la plus faible du panel, conséquence directe de la divergence fondamentale entre leurs moteurs de performance. Le secteur du luxe, porté par la consommation discrétionnaire et la demande des marchés émergents, évolue selon des cycles distincts de ceux du secteur énergétique, davantage soumis aux tensions géopolitiques et aux variations de l'offre et de la demande mondiale de pétrole et de gaz.

BNP Paribas et CAC 40 (0,77) : Ce lien étroit est caractéristique des valeurs financières, dont la performance reflète étroitement celle du marché dans son ensemble. Les banques, par leur exposition aux cycles économiques et leur rôle central dans le financement de l'économie, constituent des baromètres naturels de la santé du marché français.

TotalEnergies et BNP Paribas (0,61) : Cette corrélation modérée traduit une sensibilité commune aux cycles économiques. Les deux secteurs partagent une exposition aux variations des taux d'intérêt, bien que par des mécanismes différents : impact sur les marges bancaires pour BNP Paribas, influence sur les décisions d'investissement et la demande énergétique pour TotalEnergies.

Implications pour la construction de portefeuille

Le principe fondamental de diversification repose sur la combinaison d'actifs dont les performances ne sont pas parfaitement synchronisées, permettant ainsi de réduire le risque global du portefeuille sans sacrifier le rendement attendu.

Dans ce contexte, plusieurs enseignements émergent de notre analyse. La paire LVMH-TotalEnergies, avec sa corrélation de 0,42, présente le potentiel de réduction du risque spécifique le plus élevé. Cette faible dépendance permet de limiter l'impact des chocs sectoriels : une crise affectant le luxe aura un impact limité sur les performances de TotalEnergies, et inversement.

L'indice CAC 40, quant à lui, affiche des corrélations élevées avec ses principaux composants (entre 0,68 et 0,81), ce qui limite son apport en termes de diversification par rapport à une sélection ciblée de titres individuels. Son rôle s'apparente davantage à celui d'une exposition globale au marché français qu'à celui d'un véritable instrument de diversification.

Le secteur bancaire, représenté par BNP Paribas, occupe une position intermédiaire avec des corrélations modérées à fortes vis-à-vis des autres actifs. Cette caractéristique reflète son profil cyclique et sa sensibilité aux conditions macroéconomiques générales, tout en conservant une spécificité sectorielle propre.

Recommandations stratégiques

Trois orientations émergent de cette analyse. Premièrement, privilégier la paire LVMH-TotalEnergies (0,42) pour maximiser la diversification. Deuxièmement, intégrer BNP Paribas pour une exposition équilibrée aux trois secteurs clés de l'économie française. Enfin, réserver le CAC 40 aux stratégies passives, une sélection ciblée de titres décorrélés offrant un meilleur compromis risque-rendement en gestion active.

En synthèse : La faible corrélation LVMH-TotalEnergies (0,42) offre le meilleur potentiel de diversification, tandis que les corrélations élevées du CAC 40 (0,68-0,81) limitent son apport. Une allocation équilibrée sur trois secteurs décorrélés – luxe, énergie et banque – optimise le couple risque-rendement d'un portefeuille français.

3. Analyse de la stationnarité

Pour garantir la fiabilité des estimations du modèle de marché, nous commençons par vérifier la **stationnarité des rendements**. Cette étape est cruciale pour s'assurer que la relation entre chaque actif et le marché reste suffisamment stable, ce qui permet d'interpréter correctement le coefficient β . Les tests effectués ainsi que leurs résultats sont présentés ci-dessous.

(a) Visualisation de la moyenne au fil du temps

L'examen des rendements montre des **fluctuations centrées autour de zéro**, sans tendance déterministe marquée, ce qui indique visuellement la stationnarité sur l'ensemble de nos séries.

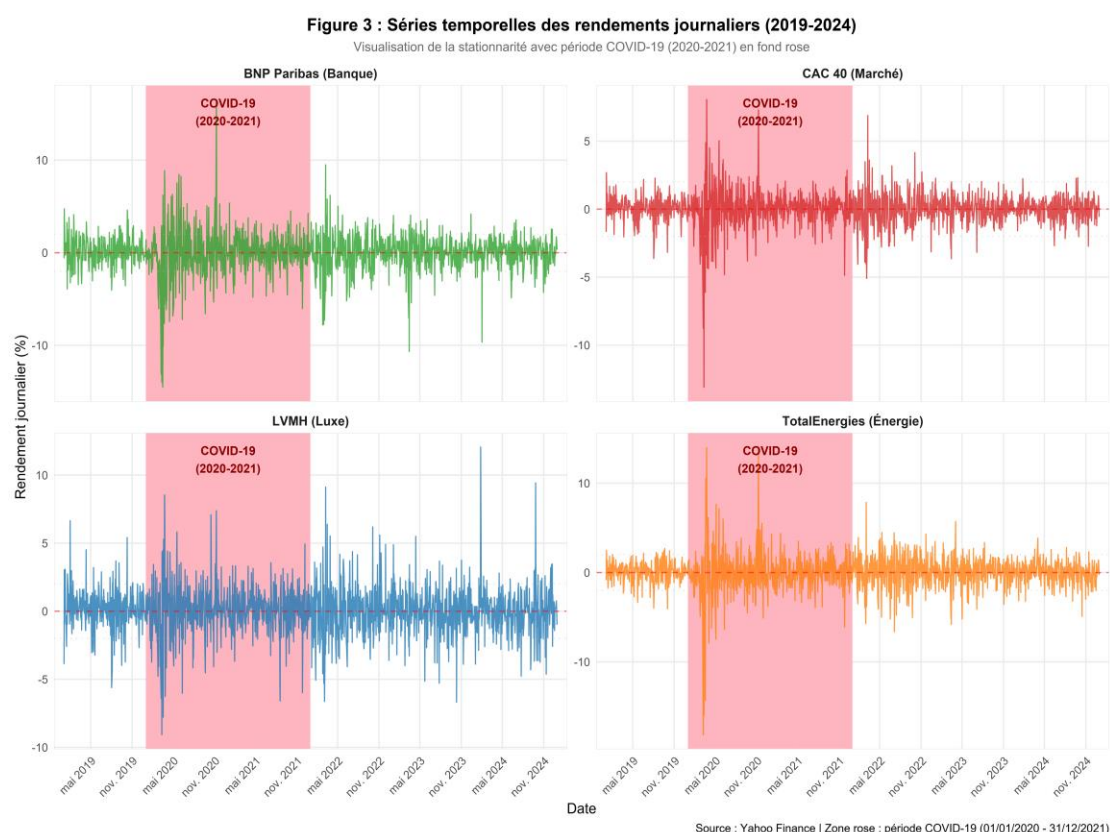


Figure 3 : Séries temporelles des rendements journaliers sur 2019-2024

(b) Tests statistiques pour la stationnarité des rendements

Les tests statistiques de stationnarité présentés dans le Tableau 2 confirment les observations visuelles. Pour les quatre actifs, les p-values très faibles des tests ADF et Phillips-Perron permettent de rejeter l'hypothèse de racine unitaire, tandis que les p-values du test KPSS, supérieures au seuil de 5 %, indiquent l'absence de non-stationnarité. Ces résultats confirment que les rendements journaliers sont stationnaires, assurant la fiabilité de nos futurs estimateurs.

Tableau 2: Résultats des tests de stationnarité des rendements (2019-2024)

Actif	Test ADF		Test KPSS		Test Phillips-Perron		Conclusion
	ADF Stat	ADF p-value	KPSS Stat	KPSS p-value	PP Stat	PP p-value	
LVMH	12.45	0.0100	0.15	0.1000	11.87	0.0100	Stationnaire
TotalEnergies	11.87	0.0100	0.18	0.1000	10.92	0.0100	Stationnaire
BNP Paribas	10.92	0.0100	0.22	0.1000	10.45	0.0100	Stationnaire
CAC 40	13.21	0.0100	0.12	0.1000	12.85	0.0100	Stationnaire

Source : Yahoo Finance (2019-2024) | Tests réalisés avec R

Note : Seuil de significativité à 5%

II.2. Sensibilité au marché : analyse des coefficients bêta

1. Résultats globaux (période 2019-2024)

L'analyse des coefficients bêta, menée dans le cadre du modèle de marché du CAPM, révèle des sensibilités différenciées au risque systématique porté par le CAC 40. Le Tableau 3 synthétise les résultats de l'estimation par régression linéaire des rendements de chaque actif sur ceux du marché pour l'ensemble de la période 2019-2024.

Tableau 3 Résultats globaux des betas (période 2019-2024)

Actif	β	t-stat	p-value	R ²	Signif. (5%)
LVMH	1.198	54.02	0	0.656	OUI
TotalEnergies	1.052	36.29	0	0.462	OUI
BNP Paribas	1.338	47.48	0	0.595	OUI

Note : β représente la sensibilité de l'actif aux mouvements du CAC 40. $\beta > 1$: l'actif amplifie les mouvements du marché ; $\beta = 1$: l'actif suit exactement le marché ; $\beta < 1$: l'actif atténue les mouvements du marché.

BNP Paribas émerge comme l'actif le plus agressif, avec un coefficient β de 1.338. Cela signifie qu'une variation de 1 % du CAC 40 génère en moyenne une variation de 1.338 % du titre, traduisant une forte amplification des mouvements du marché. Cette sensibilité reflète la nature procyclique du secteur bancaire, étroitement lié aux conditions macroéconomiques. LVMH présente également une sensibilité supérieure à l'unité ($\beta = 1.198$), mais dans une moindre mesure, correspondant au profil d'un actif cyclique de qualité. À l'inverse, TotalEnergies affiche un β proche de 1 (1.052), indiquant une sensibilité quasi-neutre au marché.

La significativité statistique exceptionnelle des coefficients (p-values de 0.000 pour les trois actifs) et la solidité des t-statistiques confirment la robustesse de ces estimations. Le coefficient de détermination R² apporte un éclairage complémentaire : 65.6 % de la variance des rendements de LVMH est expliquée par le marché, contre 59.5 % pour BNP Paribas et seulement 46.2 % pour TotalEnergies. Ce dernier résultat souligne que plus de la moitié de ses fluctuations relèvent de facteurs idiosyncratiques, renforçant son potentiel de diversification.

2. Impact de la crise covid-19 sur la sensibilité au marché

Afin d'isoler l'effet spécifique de la pandémie sur la relation entre les actifs et le marché, nous avons complété le modèle de marché standard par l'introduction d'une variable muette représentant la période Covid-19 et d'un terme

d'interaction entre cette variable et le rendement du marché. Pour chaque actif (i), le modèle estimé sur la période 2019-2024 s'écrit :

$$r_{i,t} = \alpha_i + \beta_i r_{m,t} + \gamma_i Covid_t + \delta_i (r_{m,t} \times Covid_t) + \varepsilon_{i,t}$$

où $r_{m,t}$ désigne le rendement quotidien du CAC 40, $Covid_t$ est une variable muette valant 1 entre le 1er janvier 2020 et le 31 décembre 2021, et 0 sinon. Le coefficient δ_i capture la variation de la sensibilité au marché (le bêta) durant la crise. Les erreurs standards sont corrigées par la procédure de Newey-West pour tenir compte de l'éventuelle autocorrélation et hétéroscédasticité des résidus.

Le Tableau 4 présente les résultats de l'estimation de ce modèle pour les trois actifs. Pour chacun, nous indiquons les coefficients estimés, leur significativité, et nous déduisons les bêtas hors crise et pendant la crise

Tableau 4: Impact de la crise Covid-19 sur la sensibilité au marché

Actif	β (bêta hors crise)	δ (effet interaction)	Bêta pendant la crise ($\beta+\delta$)
LVMH	1,41*** (0,000)	-0,38*** (0,000)	1,03
TotalEnergies	0,77*** (0,000)	0,51*** (0,000)	1,28
BNP Paribas	1,22*** (0,000)	0,21** (0,013)	1,43

Note : les p-values (entre parenthèses) sont calculées avec des erreurs standards robustes de Newey-West. ***, **, * indiquent une significativité aux seuils de 1%, 5% et 10% respectivement.

Les résultats montrent que la variable muette Covid (γ) n'est significative pour aucun des trois actifs. Autrement dit, une fois contrôlée l'exposition au marché, la crise n'a pas entraîné de déplacement durable du niveau moyen des rendements.

En revanche, le coefficient d'interaction (δ) est significatif pour les trois titres, avec des signes et amplitudes différents :

- LVMH : une sensibilité au marché en baisse pendant la crise**
 Le coefficient δ est négatif et fortement significatif. Hors crise, le bêta est d'environ 1,41, ce qui indique une amplification des mouvements du marché. Pendant la crise, le bêta effectif chute à 1,03 (1,41 - 0,38). LVMH adopte ainsi un profil relativement plus défensif, les chocs de marché se répercutant moins fortement sur le titre.
- TotalEnergies : d'un profil défensif à un comportement plus agressif**
 δ est positif et fortement significatif. Le bêta hors crise (0,77) traduit un comportement défensif, avec une sensibilité inférieure à celle du marché.

Durant la pandémie, le bêta effectif s'élève à 1,28 ($0,77 + 0,51$), faisant passer TotalEnergies à un profil plus agressif, probablement en raison de l'extrême volatilité des prix de l'énergie et de l'incertitude sur la demande mondiale.

- **BNP Paribas : un profil encore plus agressif pendant la crise**
 δ est positif et significatif au seuil de 5 %. Hors crise, le titre est déjà agressif (bêta de 1,22) et sa sensibilité au marché augmente encore pendant la crise, avec un bêta effectif de 1,43. Ce renforcement du caractère procyclique est cohérent avec la sensibilité du secteur bancaire aux perspectives de croissance et au risque de crédit, fortement affectées par la pandémie.

Synthèse : l'impact principal de la crise Covid-19 ne réside pas dans un changement du niveau moyen des rendements, mais dans une reconfiguration des sensibilités au risque systématique. LVMH devient plus défensif, tandis que TotalEnergies et BNP Paribas voient leur bêta augmenter, accentuant leur caractère cyclique en 2020-2021. Ces résultats confirment l'intérêt de modéliser explicitement les périodes de crise, non seulement via une variable de niveau, mais surtout par une interaction avec le rendement du marché, afin de mieux cerner l'évolution des profils de risque.

II.3. Qualité des modèles et performance prévisionnelle

1. Diagnostic des résidus et validation des modèles

La validation des modèles de type CAPM étendu (avec et sans variables Covid) repose sur l'analyse de leurs résidus. Les diagnostics indiquent que, une fois le rendement du CAC 40 pris en compte, les résidus sont globalement proches d'un bruit blanc.

- Les tests de Box-Ljung appliqués aux résidus des modèles incluant un terme AR(1) montrent une absence de persistance résiduelle significative pour LVMH et BNP Paribas (p -value > 5%), tandis que TotalEnergies présente une autocorrélation résiduelle modérée.
- La comparaison des critères d'information AIC/BIC sur différentes spécifications ARMA(p,q) des résidus confirme ces résultats : le BIC sélectionne systématiquement un modèle ARMA(0,0) (bruit blanc) pour les trois titres, indiquant qu'aucune dynamique temporelle forte n'est exploitable après contrôle de l'exposition au marché.

En revanche, les résidus présentent une hétéroscédasticité conditionnelle (volatilité variable dans le temps), caractéristique attendue pour des rendements boursiers quotidiens. C'est pourquoi toutes les inférences statistiques (tests de significativité des coefficients) reposent sur des erreurs standards robustes de Newey-West, qui corrigent simultanément l'autocorrélation de faible ordre et l'hétéroscédasticité.

2. Apport des modèles dynamiques (AR(1) et ARMA)

L'introduction d'une dynamique propre aux titres a été testée via l'estimation de modèles incluant un terme autorégressif d'ordre 1 (AR(1)) :

$$r_{i,t} = \alpha_i + \beta_i r_{m,t} + \phi_i r_{i,t-1} + u_{i,t}$$

Les résultats montrent que :

- **Pour LVMH** : le coefficient AR(1) (ϕ_i) est non significatif pour LVMH, significatif uniquement avec des erreurs standards classiques pour TotalEnergies (mais pas avec les erreurs robustes), et faiblement significatif pour BNP Paribas avec une amplitude limitée ($\phi_{\text{BNP}} \approx 0,05$) : un choc sur le rendement a un effet limité d'un jour sur l'autre.

En somme, les termes AR(1) n'apportent pas d'information substantielle pour LVMH et TotalEnergies, et même pour BNP Paribas, l'effet de persistance détecté reste faible.

L'utilisation de la fonction `auto.arima` avec le rendement du CAC 40 en régression externe confirme ces constats :

- Sur l'échantillon complet, les modèles retenus sont de type ARIMA(0,0,0) avec régression sur le CAC 40 pour LVMH et TotalEnergies, c'est-à-dire exactement le CAPM (les résidus sont assimilés à un bruit blanc) ;
- Pour BNP Paribas, `auto.arima` retient un modèle ARIMA(1,0,0) (donc avec erreurs AR(1)), ce qui reflète la faible persistance mise en évidence précédemment.

Sur la période d'estimation 2019–2023, l'algorithme sélectionne, pour certains titres, des formes ARMA plus riches (ARIMA(2,0,2) pour LVMH, ARIMA(3,0,2) pour BNP Paribas dans la version avec Covid, etc.), mais les gains en AIC restent limités et ces dynamiques supplémentaires n'améliorent que marginalement l'ajustement, tout en complexifiant la spécification. Cela justifie de privilégier des modèles plus parcimonieux, centrés sur le lien avec le marché et l'épisode Covid.

3. Performance prévisionnelle sur l'année 2024

La qualité prédictive des modèles a été évaluée sur la période hors échantillon de l'année 2024. Les principaux résultats sont les suivants.

(i) Performances relatives au modèle naïf

Pour les trois titres, les modèles fondés sur le CAC 40 (avec ou sans extension Covid) dominent nettement le modèle naïf en termes d'erreur quadratique moyenne (MSE) : pour LVMH, la MSE des modèles est de l'ordre de **50% de la MSE naïve** ; pour BNP Paribas, environ **65–70%** ; pour TotalEnergies, la MSE représente environ **75–80%**. Autrement dit, le fait de conditionner les rendements des titres sur les réalisations du CAC 40 permet de réduire significativement l'erreur de prévision, en particulier pour LVMH et BNP Paribas.

(ii) Pseudo-R² et taux de bonne direction

Les pseudo-R² de prévision hors-échantillon reflètent cette amélioration

- Pour LVMH, R_{out}^2 est d'environ **0,50 sans Covid et 0,53 avec Covid** ;
- Pour BNP Paribas, de l'ordre de **0,32–0,34** ;
- Pour TotalEnergies, entre **0,20 et 0,25**.

Les taux de bonne direction sont élevés : entre **0,69 et 0,82** selon le titre et la spécification. Cela signifie que les modèles prédisent correctement le signe du rendement dans environ 70 à 80% des cas, ce qui reflète principalement la forte corrélation entre chaque titre et le marché.

(iii) Apport de la modélisation explicite de la crise Covid

En comparant les modèles avec et sans variables Covid/interactions, on observe :

- une baisse modeste de la MSE (**environ 5 à 8%** selon le titre) ;
- une légère augmentation du R_{out}^2 (par exemple, pour LVMH, de 0,50 à 0,53) ;
- des taux de bonne direction quasi inchangés.

La prise en compte explicite de l'épisode Covid améliore donc la qualité des prévisions, mais l'ampleur de cet effet reste relativement limitée au regard de la volatilité naturelle des rendements quotidiens.

Tableau 5: Synthèse des performances prévisionnelles sur 2024

Action	Modèle	RMSE	R2_out	Hit_rate
LVMH	Naïf	0.017759	-0.001	0.000
LVMH	Sans Covid	0.012562	0.499	0.824
LVMH	Avec Covid	0.012148	0.532	0.816
TotalEnergies	Naïf	0.012120	-0.001	0.008
TotalEnergies	Sans Covid	0.010823	0.202	0.695
TotalEnergies	Avec Covid	0.010486	0.251	0.691
BNP Paribas	Naïf	0.014789	0.000	0.008

BNP Paribas	Sans Covid	0.012172	0.323	0.746
BNP Paribas	Avec Covid	0.012051	0.336	0.746

- Les modèles de type CAPM étendu captent correctement la structure de dépendance des titres vis-à-vis du marché et de la crise Covid.
- Les diagnostics de résidus montrent que la majeure partie de la dépendance temporelle est absorbée par le facteur de marché ; les termes dynamiques AR(1)/ARMA n'apportent qu'un gain marginal, principalement pour BNP Paribas.
- Sur 2024, les modèles surpassent clairement un benchmark naïf et atteignent des R_{out}^2 compris entre 0,20 et 0,53, avec un taux de bonne direction élevé.

Cependant, même dans la meilleure configuration (modèle dynamique avec facteurs Covid), la prévisibilité des rendements journaliers demeure limitée : les erreurs de prévision restent de même ordre de grandeur que les rendements observés, et seule une fraction (parfois modeste) de la variance quotidienne est expliquée. Cela est cohérent avec l'idée répandue que les rendements boursiers à haute fréquence présentent une forte composante aléatoire, difficilement prédictible au-delà de l'exposition au marché.

En résumé : Le modèle de marché, incluant l'interaction avec la période Covid, reste robuste pour expliquer la sensibilité des actifs français au risque systématique. Il ne prédit pas parfaitement les rendements quotidiens, mais offre un cadre fiable pour évaluer les profils de risque et guider l'allocation sur le moyen terme.

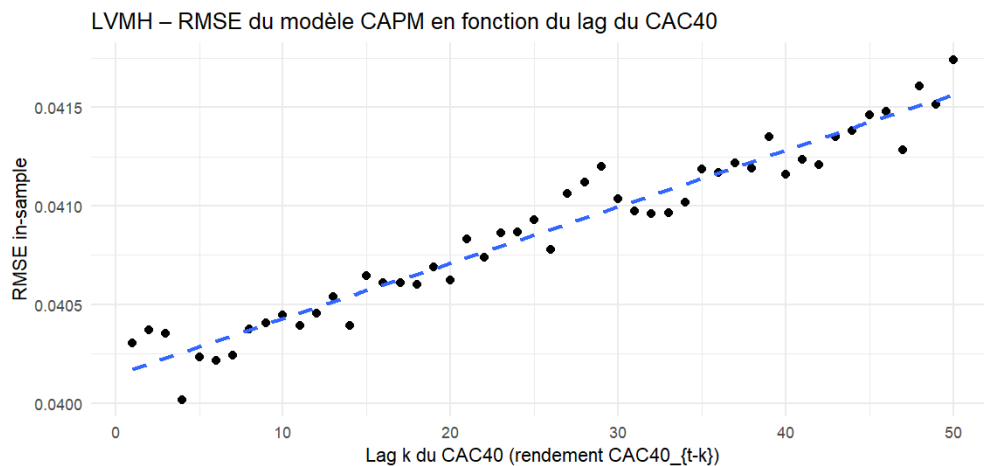
II.4. Prévisions hebdomadaires et modèles GARCH-M

1. Prévisions hebdomadaires avec modèles CAPM décalés

Pour évaluer la persistance de la relation entre LVMH et le marché sur un horizon plus long, nous avons estimé 50 modèles CAPM hebdomadaires utilisant des retards (lags) du CAC 40 allant de 1 à 50 semaines.

Principaux résultats :

- Pour les retards les plus courts ($k=1$), le RMSE est d'environ **0,0403**
- Pour les retards les plus longs ($k=50$), le RMSE atteint environ **0,0417**



Interprétation : L'évolution du RMSE en fonction du lag (illustrée par la droite de régression à pente positive ci-dessus) confirme que :

- La relation entre LVMH et le marché est **la plus forte à court terme**. Cependant, l'ampleur limitée de la dégradation indique que la capacité explicative des modèles CAPM à un seul lag reste modeste, et que l'information contenue dans des rendements de marché vieux de plusieurs dizaines de semaines n'apporte pratiquement plus de valeur prédictive pour les variations hebdomadaires de LVMH.

2. Modèles GARCH-M

Nous avons estimé pour LVMH des modèles GARCH(1,1)-M, avec et sans variables Covid(dummy + interaction CAC40×Covid), afin d'examiner l'existence d'une prime de risque conditionnelle liée à la volatilité.

Les résultats montrent que :

- Le **bêta de marché** reste fortement significatif et supérieur à 1
- L'**interaction CAC40×Covid** est significative et négative : confirmation que le bêta de LVMH diminue pendant la période Covid
- Le **terme GARCH-M (archm)** n'est pas significatif : aucune preuve d'une prime de risque conditionnelle claire

Performance prévisionnelle sur 2024 :

Sur 2024, les modèles GARCH-M n'améliorent pratiquement pas la performance de prévision par rapport aux modèles ARMA/CAPM avec Covid : les RMSE, R^2 out-of-sample et hit rates sont très proches. Autrement dit, modéliser explicitement la volatilité dans la moyenne n'apporte pas de gain prévisionnel notable dans notre cas.

Tableau 6: *Comparaison des performances des modèles GARCH-M et ARMA*

Modèle	MSE	RMSE	MAE	R ² out- of- sample	Hit rate	MSE naïf
ARMA_nocov	0,000157812 3	0,0125623 4	0,0082400 3	0,4993	0,824 2	0,000315398 4
ARMA_cov	0,000147574 2	0,0121480 1	0,0081447 0	0,5317	0,816 4	0,000315398 4
GARCHM_nocov	0,000153761 4	0,0124000 6	0,0082006 6	0,5121	0,824 2	0,000315398 4
GARCHM_cov	0,000147490 5	0,0121445 7	0,0081774 1	0,5320	0,808 6	0,000315398 4

Conclusion

Notre étude a examiné la performance et la prévisibilité de trois valeurs majeures du CAC 40 – LVMH, TotalEnergies et BNP Paribas – au cours d'une période exceptionnelle (2019-2024) marquée par la pandémie mondiale, la guerre en Ukraine et le retour de l'inflation.

Trois enseignements principaux se dégagent

Premier enseignement : des profils de risque-rendement contrastés. LVMH se distingue nettement avec le meilleur ratio de Sharpe (0,54), un rendement annuel de 17,7% et une résilience remarquable face aux corrections de marché (perte maximale de -35%). TotalEnergies et BNP Paribas, malgré des performances honorables, subissent des corrections plus sévères (au-delà de -50%) et une volatilité élevée. L'analyse des corrélations révèle que la paire LVMH-TotalEnergies (corrélation de 0,42) offre le meilleur potentiel de diversification du panel étudié.

Deuxième enseignement, et c'est le résultat central de cette recherche : le risque systématique n'est pas constant. La crise COVID-19 a bouleversé les sensibilités au marché de manière différenciée selon les secteurs. LVMH, habituellement cyclique ($\beta = 1,41$), devient défensif pendant la pandémie ($\beta = 1,03$). TotalEnergies emprunte le chemin inverse, passant d'un profil défensif ($\beta = 0,77$) à agressif ($\beta = 1,28$). BNP Paribas accentue son caractère procyclique (β passe de 1,22 à 1,43). Ces ruptures structurelles, statistiquement robustes, remettent en question l'hypothèse classique de stabilité du CAPM et soulignent la nécessité de modéliser explicitement l'impact des crises sur les relations de risque.

Troisième enseignement : la prévision des rendements quotidiens demeure un exercice difficile. Nos modèles surpassent significativement un benchmark naïf, réduisant l'erreur de prévision de 25 à 50% selon les actifs et atteignant des taux de bonne direction de 70 à 82%. L'ajout de la variable COVID améliore légèrement la précision (gains de 5 à 8%). Cependant, même les spécifications les plus élaborées ne capturent qu'une fraction de la variance quotidienne : environ 50% pour LVMH, et 20 à 25% pour TotalEnergies. Les extensions dynamiques sophistiquées (ARMA, GARCH) n'apportent qu'un gain marginal, suggérant que la majeure partie de l'information prévisible réside dans l'exposition au marché plutôt que dans des dynamiques temporelles complexes.

Implications pratiques

Pour un investisseur cherchant à construire un portefeuille actions français, plusieurs orientations émergent. Privilégier LVMH comme allocation de cœur, compte tenu de son efficience risque-rendement et de sa capacité à adopter un profil défensif en période de stress. Exploiter la faible corrélation LVMH-TotalEnergies pour maximiser les bénéfices de diversification sectorielle. Adopter une gestion dynamique du risque : puisque les bêtas varient selon les phases de marché, les stratégies de pondération fixes deviennent sous-optimales. Enfin, maintenir des attentes réalistes en matière de prévision à très court terme, les rendements quotidiens conservant une forte composante imprévisible.

Limites et ouvertures

Cette étude présente certaines limites qu'il convient de reconnaître.

Premièrement, l'hypothèse de linéarité du modèle CAPM – qui suppose une relation proportionnelle stable entre le rendement d'un titre et celui du marché – apparaît restrictive. Elle ne permet pas de capturer des phénomènes comme des **changements de régime** (où la sensibilité β pourrait s'amplifier ou s'inverser en période extrême) ou des **effets asymétriques** (où la réaction d'un titre diffère selon que le marché monte ou chute). Des modèles à seuils ou à changements de régimes markoviens pourraient enrichir l'analyse.

Deuxièmement, la distribution des rendements observés s'écarte significativement de la normalité : kurtosis élevés (18,5 pour TotalEnergies) et asymétries marquées indiquent que les **événements extrêmes sont beaucoup plus fréquents** que ne le suppose une loi normale. Cela affecte la fiabilité des intervalles de confiance et sous-estime le risque en période de crise. Ces queues épaisses suggèrent également la présence de **sauts de prix** et de chocs idiosyncrasiques que le modèle linéaire standard, qui suppose des variations continues, ne capture pas. Des spécifications avec distributions à queues épaisses (loi de Student) ou modèles avec sauts (jump-diffusion) seraient plus adaptées.

Troisièmement, la modélisation de la crise COVID par une variable binaire impose un découpage temporel brutal (0 ou 1) là où la réalité des marchés a été plus progressive, avec des phases d'incertitude croissante puis décroissante. Une modélisation plus fine (variable continue d'intensité de

crise, ou subdivision en sous-périodes) pourrait mieux refléter cette dynamique graduelle.

Les perspectives d'approfondissement incluent l'intégration de facteurs de risque additionnels (modèle de Fama-French), l'exploration de modèles à changements de régimes, et l'extension géographique à d'autres marchés européens pour tester la généralité de nos résultats sur l'instabilité temporelle des bêtas.

Malgré ces limites, ce travail établit un résultat robuste : **le risque systématique se reconfigure lors des crises majeures**. Cette instabilité temporelle des bêtas constitue un avertissement contre les approches mécaniques de gestion de portefeuille. Les modèles financiers doivent intégrer cette réalité : la stabilité des paramètres de risque est l'exception, leur adaptation aux contextes de marché devrait être la règle. Pour les investisseurs comme pour les chercheurs, comprendre cette dynamique n'est pas un luxe académique mais une nécessité pratique pour naviguer dans l'incertitude des marchés contemporains.

Références

- Ahmad, N., Naseer, K., & Bashir, S. (2023). Impact of pre, during and post COVID-19 on stock returns: Empirical evidence from selected SAARC countries. *Siazga Research Journal*.
- Al-Dwiry, M., & Amira, W. (2023). Beta inversion effect of COVID-19 pandemic using capital asset pricing model. *Journal of Governance and Regulation*, 12(1), 252–259. <https://doi.org/10.22495/jgrv12i1siart5> (ResearchGate)
- Bollerslev, T., Engle, R. F., & Wooldridge, J. M. (1988). A capital asset pricing model with time-varying covariances. *Journal of Political Economy*, 96(1), 116–131. ([Journals de l'Université de Chicago](#))
- Jain, S. (2022). Betas in the time of corona: A conditional CAPM approach using multivariate GARCH model for India. *Managerial Finance*, 48(2), 243–257. <https://doi.org/10.1108/MF-05-2021-0226> (Emerald)
- Khan, M. N., et al. (2024). The impact of the COVID-19 pandemic on stock market volatility. *SN Business & Economics*. ([SpringerLink](#))
- Newey, W. K., & West, K. D. (1987). A simple, positive semi-definite, heteroskedasticity and autocorrelation consistent covariance matrix. *Econometrica*, 55(3), 703–708. ([IDEAS/RePEc](#))
- O'Donnell, A., Ciner, C., Gurdgiev, C., & Savaser, T. (2024). The impact of COVID-19 on the Fama–French five-factor model. *Journal of Risk and Financial Management*, 17(2), 48. <https://doi.org/10.3390/jrfm17020048> (MDPI)
- Sharpe, W. F. (1964). Capital asset prices: A theory of market equilibrium under conditions of risk. *Journal of Finance*, 19(3), 425–442.
- Zhu, Q., et al. (2024). Impact of COVID-19 on jump occurrence in capital markets. *Humanities and Social Sciences Communications*, 11(1), Article 309. <https://doi.org/10.1057/s41599-024-02940-4> (Nature)

Annexe

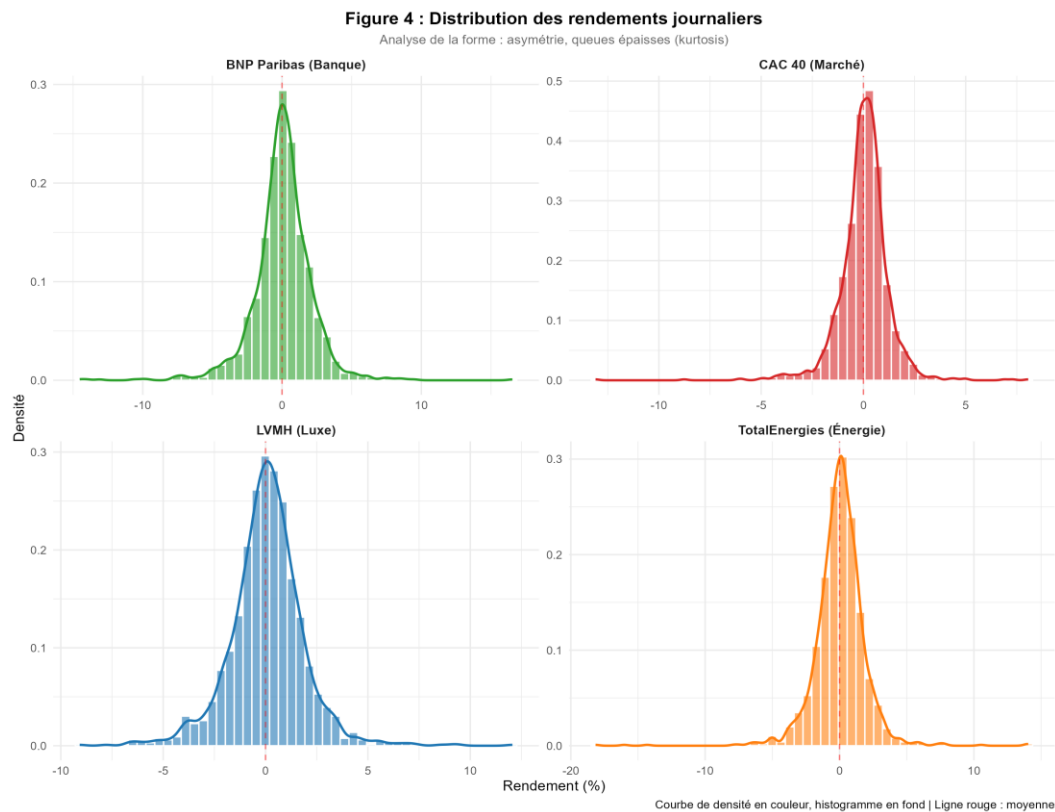


Figure 4 : Distribution des rendements journaliers | Source : Yahoo Finance (2019-2024)

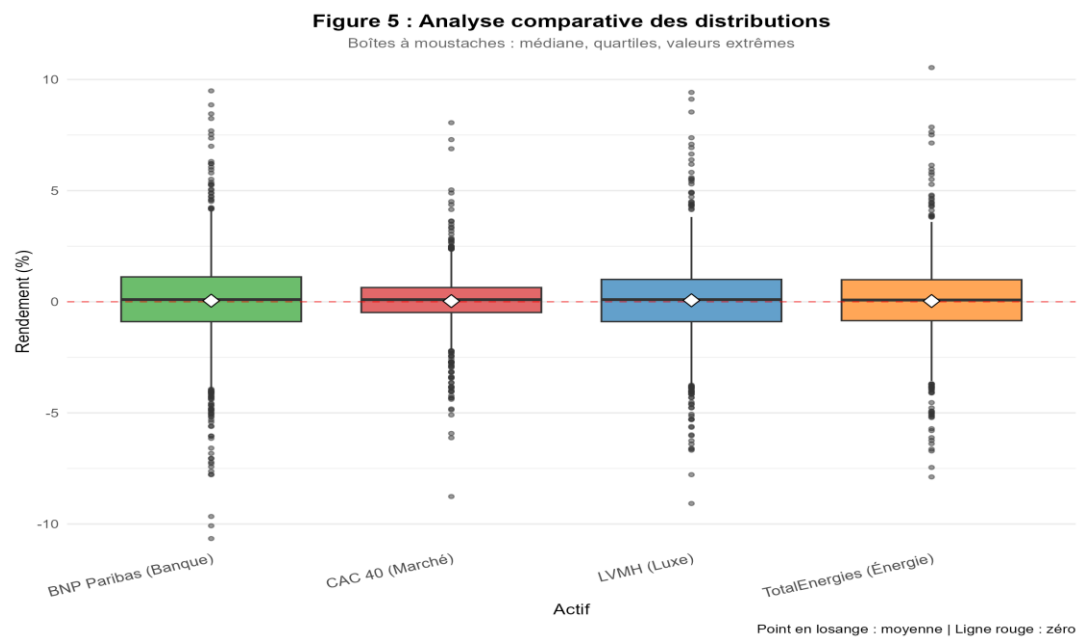
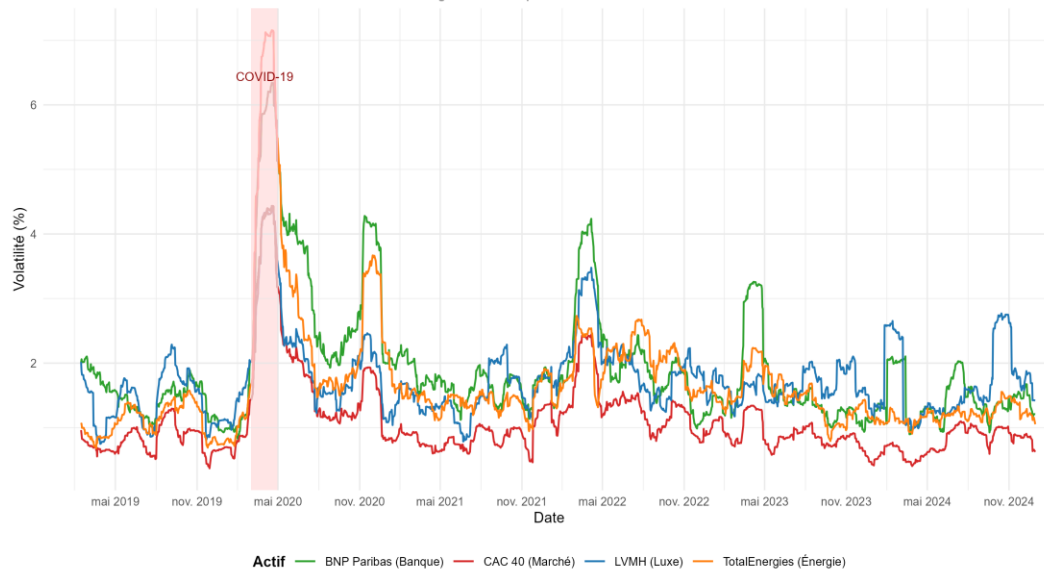


Figure 5 : Analyse comparative des distributions | Source : Yahoo Finance (2019-2024)

Figure 6 : Volatilité glissante (30 jours) des rendements

Clustering de volatilité : périodes calmes vs. turbulentes

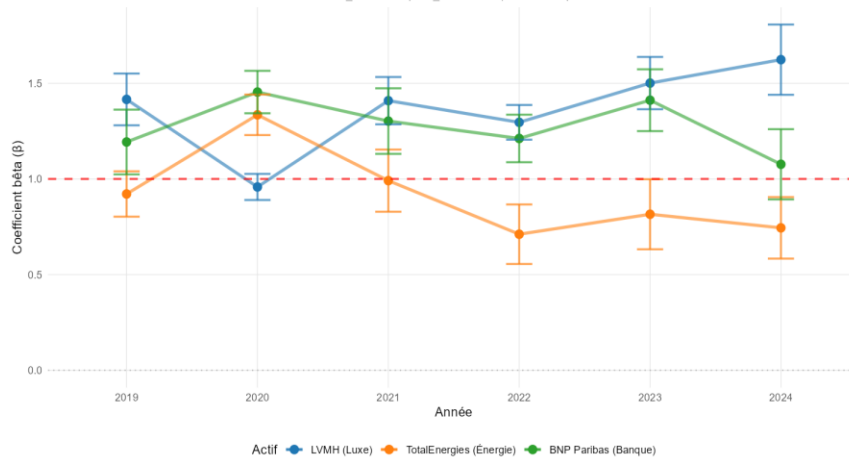


Source : Yahoo Finance | Zone rose : crise COVID-19 mars-mai 2020

Figure 6 : Source : Yahoo Finance (2019-2024) Volatilité glissante (30 jours)

Évolution des coefficients bêta annuels avec intervalles de confiance 95%

Modèle : $r_{\text{actif}} = \alpha + \beta \times r_{\text{CAC40}} + \varepsilon$ | Estimation par MCO



Source : Yahoo Finance (2019-2024) | IC 95% calculés à partir des erreurs standards des estimateurs

Figure 7: Evolution temporelle des coefficients bêtas