

Analyse comparative des modèles d'évaluations des actifs sur les marchés boursiers africains¹

Comparative analysis of asset pricing models on African stock markets¹

NDIAYE Bara

Enseignant chercheur

Département Sciences Économiques Gestion et Commerce

Université du Sine Saloum Elhadji Ibrahima Niass (USSEIN)

Laboratoire SERGe

Sénégal

Date de soumission : 15/12/2025

Date d'acceptation : 21/03/2026

Pour citer cet article :

NDIAYE B (2026) « Analyse comparative des modèles d'évaluations des actifs sur les marchés boursiers africains », Revue du contrôle, de la comptabilité et de l'audit « Volume 10 : numéro 1 » pp : 157-182.

¹ Je présente mes gratitudees envers tous ce qui ont contribué à l'amélioration de cet article lors de sa présentation au colloque international de l'Association Sénégalaise des Sciences de Gestion (ASSG) qui s'était tenu du 10 au 13 Décembre 2025 à l'Université Assane Seck de Ziguinchor (Sénégal).

Résumé

Nous avons utilisé des données issues de treize (13) marchés boursiers d'Afrique afin de comparer la performance de neuf (9) modèles d'évaluation des actifs financiers.

L'objectif est de déterminer sur la base d'une étude comparative qui met en compétition un ensemble de modèles, celui le plus performant avec les données africaines et lorsque les rendements sont en pondération égale.

Ces modèles sont composés entre autres du MEDAF et des modèles multifactoriels de Fama et French (1993, 2015, 2018) et de Hou al. (2015, 2018) ainsi que des modèles FFPM de Carhart (1997) et SY4/SY3 de Stambaugh & Yuan (2017). Sur la base de 13 caractéristiques significatives, nous avons utilisé des tests GRS pour apprécier la performance de ces modèles. Le modèle à six (6) facteurs de Fama et French (2018) explique le mieux les rendements attendus des titres cotés sur les marchés africains au moment où le modèle à quatre (4) facteurs de Stambaugh & Yuan (2017) est le moins performant.

Mots clés : tests GRS ; marchés boursiers africains ; modèles d'évaluations des actifs financiers ; pondération égale ; caractéristiques

Abstract

We used data from thirteen (13) African stock markets to compare the performance of nine (9) asset pricing models.

The aim is to determine, through a comparative study that pits a set of models against each other, which model performs best with African data and when returns are equal weighted.

These models include, among others, the CAPM and the multifactor models of Fama and French (1993, 2015, 2018) and Hou et al. (2015, 2018), as well as the FFPM model of Carhart (1997) and the SY4/SY3 model of Stambaugh & Yuan (2017). Based on 13 significant characteristics, we used GRS tests to assess the performance of these models.

The six-factor model of Fama and French (2018) best explains the expected returns of securities listed on African markets, while the four-factor model of Stambaugh & Yuan (2017) performs the least well.

Keywords: GRS tests; African stock markets; financial asset pricing models; equal weighting; characteristics

Introduction :

Avant de s'engager dans certaines décisions comme les opérations de financement ou d'investissement, il est indispensable d'actualiser les flux de trésorerie futurs afin de mesurer la faisabilité financière ou les potentiels rendements qui en découleront. D'après la théorie financière, il existe une relation linéaire croissante entre le taux de rendement permettant d'estimer ces flux de trésorerie et son niveau de risque. Selon Markowitz (1952), cette prise de décision d'investissement repose sur un programme d'optimisation pour un investisseur, consistant à maximiser son rendement tout en supportant le moindre risque. Il s'agit exactement d'un raisonnement « espérance-variance » de la Théorie moderne du portefeuille marquant un tournant décisif dans la littérature financière tout comme celle de l'investissement (Modigliani & Miller, 1958) ainsi que la théorie de séparation des fonds (Tobin, 1958).

Ces théories ont permis d'aboutir au célèbre modèle d'évaluation des actifs financiers (MEDAF), développé séparément par plusieurs financiers qui se sont inspirés de ces travaux impulsifs (Treyner (1962), Sharpe (1964), Lintner (1965), Mossin (1966) et Black (1972)) ; et utilisé pour calculer le rendement attendu des actifs financiers.

Le MEDAF, premier modèle de marché, est aussitôt rendu célèbre mais n'est pas exempt de critiques malheureusement et ses imperfections ont été immédiatement signalées. S'en suit une vague de création de modèles dont la plupart ont essayé de parfaire le MEDAF et d'autres ont pris une autre tournure en ayant comme base de construction, les multitudes anomalies boursières découvertes (notamment Fama et French, 2015, 2018 ; Hou, Xue et Zhang, 2015 ; Hou, Xue, Mo et Zhang, 2018 ; Daniel, Hirshleifer et Sun, 2018 ; Stambaugh et Yuan, 2017 ; ...).

Certains modèles sont redondants et expliquent à peines les mêmes rendements selon les données testées, d'autres manquent de fiabilité à cause de la méthodologie adoptée (Black, (1993) ; Kothari, Shanken, & Sloan (1995)). Un problème se pose en ce qui concerne le choix du meilleur, apte à capturer les rendements attendus des actifs financiers parmi une panoplie de modèles construits sur des bases théoriques différentes.

À l'éminence d'anomalies boursières rejetant de plus en plus l'hypothèse de l'efficience, quel modèle explique le mieux les rendements des titres cotés sur les marchés boursiers africains ? Les théories de bases de la finance ont considéré les marchés comme étant efficients. Autrement dit, le prix d'un actif reflète toute l'information disponible (Fama E. , 1970). Alors que la possibilité de faire un arbitrage réfute l'hypothèse de l'existence d'une telle efficience et

conduit à un phénomène appelé anomalie dont la présence sur les marchés boursiers est révélée depuis les années 80 (Hou, Xue, & Zhang, 2015). Les anomalies boursières ne reflètent pas seulement une situation d'inefficience des marchés, elles sont aussi porteuses de risques et elles sont utilisées à cet effet pour construire de nouveaux modèles. L'estimation de la valeur des actifs financiers est dès lors une technique financière en pleine mutation, car les travaux les plus récents (notamment Fama et French, 2015, 2018 ; Hou, Xue et Zhang, 2015 ; Hou, Xue, Mo et Zhang, 2018 ; Daniel, Hirshleifer et Sun, 2018 ; Stambaugh et Yuan, 2017 ; ...) se sont carrément débarrassés de la logique des méthodes traditionnelles du MEDAF de Sharpe (1964), Lintner (1965), et Mossin (1966).

Il faut admettre que les nouveaux modèles d'évaluation basés sur les anomalies sont peu étudiés en Afrique. La particularité de ces marchés en termes de liquidité et de nombre limité de titres cotés pourrait expliquer ce nombre limité de recherches. A cet effet, nous formulons les hypothèses suivantes :

H1 : Le MEDAF est le meilleur modèle en Afrique du fait de sa simplicité à mettre en œuvre et de sa formulation basée sur la mesure du risque et non sur une quelconque possibilité de faire un arbitrage.

H2 : Les modèles formulés à partir des portefeuilles d'anomalies sont les plus significatifs en Afrique.

Pour répondre à la question précédente, nous avons effectué des tests permettant de comparer neuf (9) modèles au total à partir des données de 745 entreprises cotées sur 13 marchés boursiers répartis entre les zones nord et ouest-africaines entre octobre 1998 et décembre 2020. Nous avons fait recours aux tests de GRS initiés par Gibbons, Ross, & Shanken (1989).

Les résultats sont en faveur du modèle FF6 de Fama et French (2018) comme étant le plus performant devant FF5 de Fama et French (2015) en plaçant SY4 de Stambaugh & Yuan (2017) en dernière position.

Le reste du papier est organisé comme suit : dans une première section, nous avons exposé la revue de la littérature, dans une seconde section nous avons présenté les données, puis la construction des modèles et les tests effectués sont faits à la troisième section avant de terminer par une conclusion.

1. Revue de la littérature

Plus d'un demi-siècle après l'apparition du premier modèle d'évaluation des actifs financiers, les recherches sur les facteurs susceptibles d'expliquer le niveau des rendements des titres sont

toujours d'actualité. Fama et French sont à cet effet, deux chercheurs activement impliqués dans la co-écriture de leurs articles depuis l'apparition de leur modèle à trois facteurs qui a réorienté vigoureusement la recherche sur l'évaluation des actifs financiers qui n'est plus consacrée à une simple fonction appréciant un risque par rapport à une volatilité comparée au marché. Sous cette logique, d'autres chercheurs (Stambaugh & Yuan (2017); Hou-Xue-Zhang, (2015) ; Daniel-Hirshleifer-Sun, (2020) ; etc.), ont mené des études empiriques dans le but de découvrir d'autres facteurs explicatifs des rendements.

C'est dans ce sens que des recherches comparatives de ces modèles ont été effectuées (voir tableau 1).

Hou, Mo, Xue & Zhang (2018) ont effectué une recherche empirique consistant à faire d'abord une description détaillée des modèles à comparer notamment leur propre modèle de 2015 (q-factor) ainsi que sa version révisée (q5) ; celui de Fama et French sur les 5 facteurs et la version récente à 6 facteurs (Fama & French, 2015 ; 2018) ; le modèle à 4 facteurs de Stambaugh & Yuan (2017) ; celui à 6 facteurs de Barillas & Shanken (2018) en fin le modèle à 3 facteurs de Daniel, Hirshleifer et Sun (2020). Par la suite, ces chercheurs ont procédé à des régressions afin de comparer ces modèles et surtout d'estimer la corrélation entre les différents facteurs pour voir si des facteurs appartenant à des modèles différents expliquent à peine le même phénomène.

Ils ont abouti aux résultats selon lesquels plusieurs facteurs de modèles différents sont fortement corrélés, ce qui signifie qu'ils expliquent le même phénomène à des proportions sensiblement égales. Le plus étonnant, leurs tests ont montré que leur modèle à quatre facteurs de 2015 (q-factors) dépasse largement les deux modèles de Fama & French (2015 ; 2018) dans sa capacité à expliquer les rendements attendus. Parallèlement leur modèle à cinq facteurs de 2018 (q5) est plus performant que le modèle à quatre facteurs de Stambaugh & Yuan (2017) dans la prédiction des rendements.

Sur le plan conceptuel, Hou et al. (2018) ont remis en cause les modèles de Fama & French (2016 ; 2018) dans leur utilisation des investissements historiques pour prévoir les investissements futurs. En effet l'investissement historique est un faible indicateur pour estimer l'investissement attendu, contrairement au rendement historique qui est un bon indice de prévision des rendements futurs. Malgré cette faiblesse, le modèle de Fama & French (2015) s'est servi des investissements historiques pour prédire l'investissement futur.

En menant une approche très approfondie, Ahmed, Bu & Tsvetanovzx (2018) ont comparé dix modèles d'estimation y compris les modèles traditionnels de Sharpe (1964) et Lintner (1965)

sur le MEDAF et en intégrant d'autres modèles de facteurs reconnus comme étant les plus déterminants dans la littérature financière. Ils ont abouti aux résultats selon lesquels le modèle dominant en séries temporelles est celui à quatre facteurs de Stambaugh & Yuan (2017) puis s'en suit le q-factor model de Hou, Xue & Zhang, puis viennent en troisième position le modèle à cinq facteurs de Fama & French (2015) et le modèle à six facteurs de Barillas & Shanken (2018).

Cependant leurs régressions en coupes transversales ont montré que le q-factor (Hou, Xue, & Zhang, 2015), le modèle à 5 facteurs de Fama & French (2015) et le modèle à 6 facteurs de Barillas & Shanken (2018) ont tous occupé la première place. Puis s'en suit en seconde position le modèle de Stambaugh & Yuan (2017).

Dans la même logique d'évaluer les nouveaux modèles de facteurs, Stambaugh & Yuan (2017) ont comparé la performance de leur modèle à 4 facteurs (mispricing model) avec le modèle à trois facteurs de Fama & French (1993), le modèle à 5 facteurs de Fama & French (2015) et le q-factor model de Hou, Xue & Zhang (2015), puis ils conclurent que leur modèle est le plus performant.

Dans l'optique de se débarrasser des modèles traditionnels d'estimation ayant parfois des imperfections empiriques, des chercheurs comme Hearn (2011), Lischewski & Voronkova (2012), Mosoeu & Kodongo (2019), Elsayed (2018), Foye (2018), etc., ont testé empiriquement des modèles à facteurs nouveaux sur des marchés émergents. La majeure partie de ces tests ont utilisé le modèle à cinq (5) facteurs de Fama et French. D'autres se sont focalisés sur la recherche de facteurs significatifs sur des marchés africains, sans se baser exclusivement sur un modèle d'évaluation donné (Hearn, (2011) ; Lischewski & Voronkova, (2012)).

D'après les résultats de certaines études, tous les facteurs du modèle de Fama & French (2015) ne sont pas significatifs sur les données boursières des marchés émergents. En utilisant les données hebdomadaires de marchés émergents et de marchés en développement, Mosoeu & Kodongo (2019) ont testé le modèle à cinq facteurs de Fama et French sur la période comprise entre 2010 et 2015. Leurs résultats ont montré qu'en coupes transversales, le facteur profitabilité est plus significatif que les autres facteurs pour expliquer les rendements des titres sur les marchés émergents. Cependant les tests de Mosoeu & Kodongo (2019) ont rejeté le facteur marché pour la plupart des marchés émergents.

Une étude semblable à celle de Mosoeu & Kodongo (2019) a été menée par Elsayed (2018) mais elle est à la fois étendue à deux autres modèles et appliquée sur un seul marché émergent, la bourse égyptienne. En effet les tests de Elsayed (2018) ont porté sur le modèle à trois facteurs

de Fama & French (1992,1993), leur modèle à cinq facteurs (2015) et le MEDAF entre 2003 et 2017, soit une période de 14 ans. Ses tests ont abouti aux résultats selon lesquels le modèle à cinq facteurs de Fama et French est plus significatif que leur modèle à trois facteurs et au MEDAF. Cependant le modèle à cinq facteurs surperforme le modèle à trois facteurs uniquement pour les portefeuilles classés selon le facteur taille et le facteur profitabilité. Parallèlement le facteur investissement est redondant dans l'estimation des rendements attendus sur les marchés émergents et joue à cet effet un rôle insignifiant.

Une étude beaucoup plus étendue est menée par Foye (2018) qui a utilisé des marchés émergents de 18 pays appartenant à trois régions différentes.

Cette étude de Foye (2018) est comparative et elle a montré que le modèle à 5 facteurs de Fama et French est plus performant que le modèle à 3 facteurs dans les zones Est-européennes et latino-américaines. Cependant le facteur profitabilité et le facteur investissement sont assimilables dans les régions asiatiques et de la même manière, le modèle à 5 facteurs de Fama et French n'est pas performant dans cette région. Tous les 5 facteurs du modèle sont redondants dans les trois régions sur lesquelles est appliquée cette étude à l'exception du facteur valeur comptable/valeur de marché (HML).

En s'intéressant toujours à la prédiction des rendements sur les marchés émergents, Lischewski & Voronkova (2012) n'ont pas testé un modèle d'évaluation comme Foye (2018) mais ils ont plutôt cherché la performance des facteurs taille (size), valeur (value) et liquidité (liquidity) sur les marchés émergents. Leur étude est appliquée sur le marché polonais des actions considéré comme étant le marché le plus avancé d'Europe centrale et orientale. Cette étude de Lischewski & Voronkova (2012) a rejeté la considération selon laquelle le facteur liquidité est significatif pour prédire les rendements sur un marché boursier émergent. Cependant leurs tests ont accepté l'hypothèse de la performance des facteurs taille et valeur sur ces marchés.

Dans les pays de la zone Nord-africaine Hearn (2011) s'est focalisé sur le facteur taille et le facteur liquidité pour tester leur significativité sur les marchés de l'Algérie, du Maroc, de la Tunisie et de l'Égypte. Il a affirmé que ces deux facteurs sont significatifs sur le marché algérien et sur le marché tunisien contrairement au marché marocain où la significativité est trop faible. Dans la même logique, Garba, Sene & Mendy (2019) ont étudié les rendements des actions cotées à la bourse Ouest-africaine (BRVM) en utilisant le modèle par arbitrage de Ross (APT), les modèles de Fama et French à 3 facteurs et à 5 facteurs, le modèle du bêta récompensé de Bornholt (2007) et le modèle de risque baissier (*downside risk*) de Estrada. Leurs tests ont montré que tous ces modèles sont significatifs sur la BRVM, cependant les deux modèles de

Fama et French sont les plus significatifs. En comparant ces cinq modèles, Garba, Sene & Mendy (2019) ont montré que le modèle à 3 facteurs de Fama & French (1992,1993) est le meilleur d'après les tests faits avec les données de la BRVM.

Tableau N°1 : Revue des modèles de facteurs les plus dominants

Ce tableau comporte à sa partie A une présentation des recherches dominantes sur les modèles d'estimation des actifs financiers en précisant les auteurs et l'année de la recherche, l'intervalle du temps des données utilisées, la méthode empirique utilisée et une conclusion brève des résultats. La partie B du tableau présente une synthèse de travaux empiriques réalisés sur les données africaines à partir de modèles d'estimation.

A. Les modèles d'estimation des actifs financiers les plus dominants			
L'étude	Période	Méthodologie	Conclusions principales
Sharpe (1964) ; Lintner (1965) ; Mossin (1966)	NA	Théorique	MEDAF
Fama et French (1993)	1963 - 1991	Régression en séries temporelles	Un modèle à trois facteurs satisfaisant pour les portefeuilles d'actions de même qu'un modèle à deux facteurs pour les portefeuilles de bons
Fama et French (2015)	1963- 2013	GRS	Un modèle à cinq facteurs plus significatifs que le modèle à trois facteurs mais qui peine à capturer les rendements faibles des titres de petite taille. Ils trouvent par la même occasion que HML est un facteur redondant.
Carhart (1997)	1962- 1993	Régressions en séries temporelles et en coupes transversales	L'ajout du momentum au modèle à trois facteurs de Fama et French (1993) pour améliorer le modèle d'estimation des rendements des fonds mutuels
Hou, Xue et Zhang (2015)	1972- 2012	GRS	Un modèle baptisé q-factor plus performant que les modèles de Fama et French et celui de Carhart dans l'aptitude à capturer la plupart des anomalies significatives.
Fama et French (2018)	1963- 2016	GRS	Un modèle à six facteurs qui améliore celui de 2015 avec l'intégration du facteur momentum (UMD)

Stambaugh et Yuan (2017)	1967-2013	GRS et des régressions en coupes transversales	Un modèle à quatre facteurs qui ajoute PERF et MGMT (Performance et Management) aux facteurs marché et taille pour capturer une partie importante des anomalies en étant plus performant que le modèle de Fama et French (2015) et celui de Hou, Xue et Zhang (2015)
Daniel, Hirshleifer et Sun (2020)	1972-2014	Test en spanning et des régressions en coupes transversales	Un modèle à trois facteurs qui ajoute au facteur de marché un second facteur pour le court-terme (PEAD) et un troisième pour le long-terme (FIN) pour capturer un nombre très important d'anomalies.
Barillas et Shanken (2018)	1972-2015	GRS	En se basant sur la littérature, ils proposent un modèle à six dont leurs tests comparatifs montrent qu'il est plus performant que plusieurs modèles à facteurs multiples
Hou, Xue, Mo et Zhang (2018)	1967-2016	Tests spanning	Un modèle de facteur appelé q5 qui complète le modèle q-factor et qui est plus performant que le modèle à 6 facteurs de Fama et French.

B. Synthèse de travaux empiriques récents sur les données africaines

L'étude	Période	Modèles utilisés	Marchés/Pays	Fréquence des données	Conclusions principales
Elsayed (2018)	2003-2017	TFPM (Fama et French, 1993) ; FF5 (Fama et French, 2015) ; MEDAF	Égypte	160 firmes	FF5 est plus significatif que TFPM et MEDAF pour les portefeuilles taille et profitabilité. Investissement est redondant et non significatif
Garba, Sene & Mendy (2019)	2006-2015	APT (Ross, 1976); TFPM (Fama et French, 1993) ; FF5 (Fama et French, 2015) ; bêta récompensé (Bornholt, 2007) ; risque baissier (Estrada, 2000).	BRVM/Côte d'Ivoire	18 firmes	TFPM et FF5 sont les deux modèles les plus significatifs. TFPM est meilleur que FF5 pour estimer les rendements sur le marché ivoirien

Charteris, Rwishema, & Chidede (2017)	2000-2013	Le modèle alternatif à trois facteurs de Chen, Novy-Max et Zhang (2011), FF5 (Fama et French, 2012), le MEDAF, TFPM (Fama et French, 1993) et FFPM (Carhart, 1997)	JSE/ Afrique du Sud	706 firmes	FFPM seulement parvient à expliquer le momentum sur le marché sud-africain contrairement au MEDAF et au TFPM qui ne parviennent pas à capturer cette anomalie. L'investissement et la profitabilité sont deux facteurs de risque importants dans l'explication du momentum dans le court-terme
Boamah (2017)	1993-2015	MEDAF, TFPM (Fama et French, 1993) et FFPM (Carhart, 1997)	9 marchés de la zone subsaharienne : Botswana, Egypte, Ghana, Côte d'Ivoire, Kenya, Maroc, île Maurice, Nigéria et Tunisie	690 firmes	Les effets taille, valeur et momentum sont révélés sur les 9 marchés concernés par cette étude tout en attirant l'attention à une application avec précaution de ces modèles sur ces marchés

Source : Compilation de l'auteur à partir de la littérature

2. Les données

Les données sont mensuelles et s'étendent de mars 1976 à juin 2021 ; soit 532 mois au total constituant l'échantillon de départ. Elles sont issues de Thomson Datastream et ont concerné au départ un total 1429 sociétés cotées sur 27 marchés boursiers africains. Nous n'avons pas pu recueillir de données représentatives sur certains marchés comme la BRVM et le DES (voir tableau 2). Nous avons choisi d'agréger les données pour éviter que cette faible représentativité biaise nos résultats.

Les données issues de Thomson Datastream ne sont pas directement testables, il faut à cet effet, utiliser des filtres pour procéder à leur lavage afin qu'elles soient de bonne qualité. Pour ce faire, nous avons choisi la procédure de Ince & Porter (2006), Griffin, Kelly & Nardari (2010) et Tobek & Hronec (2018). En effet nous avons supprimé : (I) les observations dont les valeurs sont égales à zéro et celles comportant des erreurs, (II) les données relatives aux autres instruments financiers outre que les actions ordinaires, (III) les titres dont leur appartenance à une industrie n'est pas précisée et ceux ayant des informations manquantes, (IV) les données d'entreprises financières comme les banques et les sociétés d'assurance, (V) les titres dont leur prix est supérieur à un million, (VI) les titres qui n'ont pas au moins 12 mois d'observations, (VII) les observations dont l'indice de rendement retardé (lag RI) est inférieur à 0,01, (VIII) les titres dont la variation relative des rendements mensuels est supérieure à 300%. En d'autres termes, si $R_t > 300\%$ ou encore si $R_{t-1} > 300\%$ et $(1 + R_{it})(1 + R_{it-1}) - 1 < 50\%$, nous paramétrons R_t et R_{t-1} comme une donnée manquante. (IX) les observations dont le cours boursier du mois précédent est inférieur à un Dollar US, (X) enfin, les observations qui ne sont pas dans les fourchettes mensuelles de 0,1% et 99,99% percentiles.

Le tableau 2 suivant comporte en détail les informations sur la population finale retenue ainsi que les marchés considérés.

Tableau N°2 : Marchés boursiers et nombres d'entreprises cotées retenues par année

Pays	Marché	Code	Années												
			1998	2000	2002	2004	2006	2008	2010	2012	2014	2016	2018	2020	
Afrique du Sud	JSE	FSAF	107	105	107	110	119	142	146	150	158	166	179	182	
Botswana	BSE	FBTW							7	8	9	10	13	13	
Côte d'Ivoire	BRVM	FIVC						25	30	30	29	29	31	29	
Égypte	EGX	FEGYPT	92	61	92	101	107	122	128	129	148	161	164	167	
Ghana	GSE	FGHA							18	18	18	21	23	23	
Ile Maurice	SEM	FMAU						37	38	40	41	44	46	47	
Kenya	NSE	FKEN	31	30	31	31	33	36	36	38	39	41	41	40	
Malawi	MSE	FMALAWI							3	4	4	4	4	5	
Maroc	CSE	FMOR	23	21	23	23	30	45	46	50	51	53	53	54	

Nigéria	SEN	FNIG						108	106	113	114	90	108	
Tanzanie	DSE	FTANZA						7	6	8	6	8	7	
Tunisie	TSE	FTUN	1	21	26			29	33	48	52	54	55	
Zambie	LuSE	FZAM							13	13	13	14	15	
Total			253	217	253	266	310	433	596	625	679	714	720	745

Source : auteur

A l'issue de ce travail de retraitement, nous avons limité notre étude sur une fenêtre qui va d'octobre 1998 à décembre 2020 soit 266 mois, représentant la période pendant laquelle on a le plus d'observations. Ces données finales sont constituées de 745 entreprises au total au terme de l'année 2020.

3. Les modèles comparés et la construction de leurs facteurs

Notre ambition était de faire une étude large, appliquée sur toutes les marchés boursiers africains afin de déterminer le modèle qui explique le mieux les rendements espérés sur chacune des 27 bourses du continent. Cependant, les données africaines sont à la fois rares et peu abondantes et faire de tels tests sur certains marchés comme le Malawi ou la Tanzanie avec moins de 10 entreprises (dans notre échantillon) ne fournira pas de résultats probants. Pour cette raison, nous n'avons pas fait des tests séparés selon les marchés mais plutôt une étude globale sur tout l'échantillon final. Nous n'avons pas l'intention de faire une étude comparative de la liste exhaustive des modèles d'évaluation des actifs car il en existe une panoplie, nous nous sommes juste intéressés au modèle classique (MEDAF) et aux modèles construits sur la base d'anomalies boursières.

Les modèles comparés sont (1) le MEDAF (CAPM), (2) le TFPM de Fama & French (1993), (3) le FFPM de Carhart (1997), (4) le FF5 de Fama & French (2015), (5) le FF6 de Fama & French (2018), (6) le q-factor de Hou, Xue & Zhang (2015), (7) le q5 de Hou, Mo, Xue & Zhang (2018), (8) le SY4 et (9) le SY3 de Stambaugh & Yuan (2017). Ces modèles sont respectivement spécifiés comme suit :

$$E[R_i] - R_F = \beta_i E[MKT] \quad (1)$$

$$E[R_i] - R_F = \beta_i E[MKT] + E[SMB] + h_i E[HML], \quad (2)$$

$$E[R_i] - R_F = \beta_i E[MKT] + s_i E[SMB] + h_i E[HML] + c_i E[CMA]. \quad (3)$$

$$E[R_i] - R_F = b_i E[MKT] + s_i E[SMB] + h_i E[HML] + r_i E[RMW] + c_i E[CMA]. \quad (4)$$

$$E[R_i] - R_F = b_i E[MKT] + s_i E[SMB] + h_i E[HML] + r_i E[RMW] + c_i E[CMA] + m_i E[UMD]. \quad (5)$$

$$E[R_i] - R_F = \beta_{MKT}^i E[MKT] + \beta_{ME}^i E[R_{ME}] + \beta_{I/A}^i E[R_{I/A}] + \beta_{ROE}^i E[R_{ROE}]. \quad (6)$$

$$E[R_i] - R_F = \beta_{MKT}^i E[MKT] + \beta_{ME}^i E[R_{ME}] + \beta_{I/A}^i E[R_{I/A}] + \beta_{ROE}^i E[R_{ROE}] + \beta_{EG}^i E[R_{EG}] \quad (7)$$

$$E[R_i] - R_F = \alpha_i + \beta_{MKT_i} E[MKT] + \beta_{SMB_i} SMB_t + \beta_{MGMT_i} MGMT_t + \beta_{PERF_i} PERF_t + \epsilon_{it}. \quad (8)$$

$$E[R_i] - R_F = \alpha_i + \beta_{MKT_i} E[MKT] + \beta_{SMB_i} SMB_t + \beta_{UMO_i} UMO_t + \epsilon_{it}. \quad (9)$$

Pour construire les facteurs de chaque modèle les données sont classées en déciles. Cependant il y a une forte probabilité d'avoir des valeurs extrêmes, ce qui pourrait compromettre la construction des classes de déciles. Pour remédier à cela, nous avons fait une winsorisation des données pour traiter les valeurs extrêmes (Hou, Xue, & Zhang, 2020, p. 2026). Elle consiste à établir une limite sur les quantiles formés entre 2% et 98% de sorte que le régresseur ne retiendra que les valeurs comprises entre cet intervalle, les autres valeurs considérées comme étant extrêmes seront fixées aux quantiles 2% et 98% selon le cas.

Le facteur marché (*MKT*) est utilisé dans tous les modèles que nous allons tester. Ce facteur est obtenu en calculant le rendement excédentaire du marché des titres qui n'est rien d'autre que la différence entre le rendement du titre et le rendement d'un portefeuille sans risque.

En suivant la perspective d'un investisseur américain, nous avons pris le rendement mensuel du portefeuille du Trésor américain comme portefeuille sans risque en se référant aux travaux de Fama & French (2017, p. 462) et Hou, Karolyi, & Kho (2011, p. 2543). En effet, notre choix est motivé d'une part par le fait que toutes les données utilisées dans nos tests sont en \$ US et concernent simultanément plusieurs marchés boursiers différents, à l'image de Fama & French (2017) qui ont porté leurs tests sur des marchés situés en Amérique du Nord, en Europe, au Japon et en Asie pacifique et de Hou, Karolyi, & Kho (2011) qui se sont intéressés à plusieurs bourses émergentes et développés à la fois. D'autre part, le taux sans risque dans les pays émergents est parfois très élevé et instable à cause de l'instabilité politico-économique que traversent parfois ces États. En réalité le MEDAF qui est le premier modèle d'estimation à utiliser un taux sans risque (RF) n'a pas traité de ce qui devrait être un RF de référence pertinent (Walker, 2016, p. 120). Des recommandations divergentes ont été faites à cet effet par des chercheurs qui se sont intéressés à la détermination du coût des capitaux propres dans les marchés émergents. Damodaran (2015) préconise l'utilisation d'un bon du Trésor américain à maturité dans 20 ou 30 ans au moment où Koller, Goedhart, & Wessels (2010) recommande l'usage de celui d'une maturité de 10 ans.

4.1. Les facteurs des modèles de Fama et French et de Carhart (TFPM, FFPM, FF5 et FF6)

Le modèle à six facteurs de Fama et French (FF6) qui est d'ailleurs une suite de leurs modèles antérieures, est composé des facteurs suivants : MKT, SMB, HML, RMW, CMA, et UMD.

4.1.1. Les facteurs taille (SMB) et valeur (HML)

Pour construire les SMB et HML, on s'est référé à Fama & French (1993) et Gillet & Hübner (2019). Après avoir classé les données en déciles, nous les avons répartis en deux portefeuilles selon la taille avec comme point de rupture la moitié, puis en trois portefeuilles selon la valeur avec le trentième et le soixante-dixième percentile comme points de rupture, ce qui fait au total six (2X3). Après ces classements nous avons calculer le facteur SMB en additionnant les trois portefeuilles à faibles valeurs (SH_1 ; SH_2 , SH_3) d'une part, puis les trois portefeuilles à taille élevée (BH_1 ; BH_2 ; BH_3) d'autre part avant de déterminer l'écart entre la somme des portefeuilles SH et la somme des portefeuilles BH , le tout divisé par trois. Cependant la construction de HML est légèrement différente, elle consiste à chercher la différence entre la somme des portefeuilles taille (SH_3) et valeur (BH_3) les plus élevés et celle des portefeuilles taille (SH_1) et valeur (BH_1) les plus bas, puis divisée le résultat final par deux.

4.1.2. Le facteur momentum (UMD)

Le facteur momentum (UMD) de Jegadeesh & Titman (1993) est repris par Fama & French (2018) dans FF6. À l'image de HML et SMB, le facteur UMD est aussi obtenu par différence entre les actions à bonne performance et ceux à mauvaise performance, mais la construction du portefeuille UMD est réactualisée dans chaque période mensuelle. Il est construit sur la base des rendements moyens de six (6) portefeuilles constitués à partir de la taille (mesurée par la capitalisation boursière) et des rendements mensuels antérieurs. UMD est simplement la différence entre les rendements moyens des deux (2) portefeuilles à rendements antérieurs les plus élevés et celui des deux portefeuilles à rendements antérieurs les plus faibles².

4.1.3. Le facteur profitabilité (RMW)

Le facteur profitabilité est rendu populaire par Fama & French (2015) dans FF5 lorsqu'ils se sont rendus compte que leur modèle à trois facteurs (TFPM) peinait à expliquer fortement les rendements attendus car la valeur de marché des titres est positivement liée à ses bénéfices

² Comme expliqué en détail dans le site web de Kenneth French.

futurs prévus. Sa construction est simple, elle consiste à faire la différence entre la moyenne des rendements des deux portefeuilles ayant le résultat opérationnel le plus élevé et celle des deux portefeuilles ayant le résultat opérationnel le plus faible.

4.1.4. Le facteur investissement (CMA)

Le facteur investissement est inclus dans plusieurs modèles à facteurs nouveaux comme q-factor de Hou, Xue, & Zhang (2015), Fama & French (2015), Hou, Mo, Xue, & Zhang (2018), Barillas & Shanken (2018), etc. Le facteur investissement est pris en compte dans le modèle de Fama & French (2015) à la suite d'un raisonnement selon lequel toute chose étant égale par ailleurs, la valeur de marché des actions d'une entreprise dépend négativement de ses dépenses d'investissement anticipées (Gillet & Hübner, 2019).

Pour construire les portefeuilles du facteur investissement (labélisé INV dans notre étude), nous avons deux possibilités. La première consiste à calculer l'investissement d'une période (t) donnée, en prenant la différence entre le total actif retardé de 12 mois (lag 12 T_ASSET) et le total actif retardé de 24 mois (lag 24 T_ASSET) le tout divisé par lag 24 T_ASSET. Ce qui nécessite l'obtention de beaucoup de données pour calculer les variables retardées de 24 périodes à chaque fois. La seconde possibilité consiste à calculer l'investissement (INV) en divisant l'écart entre le total actif de la période courante et le total actif retardé de 12 mois (lag 12 T_ASSET) par le total actif retardé de 12 mois.

Ce processus de formation des portefeuilles est débuté au terme du mois de juin de chaque année et les portefeuilles sont renouvelés chaque mois. Nos données étant très limitées, nous avons choisi la deuxième méthode pour éviter une perte énorme d'observations du fait du retard sur une période longue (24 mois) utilisé dans la première méthode.

La construction du facteur CMA se fait en distinguant par la suite les portefeuilles conservateurs (conservative portfolios) des portefeuilles agressifs (agressive portfolios) après un classement de CMA en trois portefeuilles associés aux deux portefeuilles taille puis faire la différence entre la moyenne des rendements des deux portefeuilles d'investissement conservatifs (les deux portefeuilles investissement et taille les plus faibles) et celui des deux portefeuilles d'investissement agressifs (les portefeuilles taille et investissement les plus élevés).

4.2. Les facteurs des modèles q et q5

Le modèle q5 de Hou, Mo, Xue, & Zhang (2020) est une version augmentée du modèle q de Hou, Xue, & Zhang (2015) par l'ajout du facteur R_{EG} permettant de capturer la croissance attendue (*expected growth factor*) aux quatre autres facteurs.

Les quatre facteurs formant le modèle q sont construits ici en faisant référence aux travaux de Hou et al. (2015) et à cet effet :

MKT est le facteur de marché représentant les rendements excédentaires du marché (market excess return). Les autres facteurs notamment le ratio de l'investissement sur actifs RI/A et celui des rendements sur actifs RROE sont tous scindés en trois rangements indépendants au moment où la taille RME est divisée en deux classes formant au total 2X3X3 percentiles.

RI/A est la variation relative de l'actif mesurée par le rapport entre la variation annuelle de l'actif divisée par l'actif total en début de chaque période contrairement à la variable RME qui peut être directement obtenue sans calcul préliminaire à partir de Thomson Datastream.

Pour construire les portefeuilles du modèle nous avons par la suite classé les titres en deux groupes (petits et grands) en nous basant sur la taille médiane. Parallèlement nous avons utilisé le trentième et le soixante-dixième percentile de l'investissement sur actifs pour créer trois portefeuilles (petit, moyen et grand), nous avons procédé aussi de la même manière et de façon indépendante pour construire les portefeuilles de rendements sur actifs.

Nous avons par la suite obtenu dix-huit portefeuilles à partir de l'intersection entre les deux portefeuilles de taille, les trois portefeuilles de l'investissement sur actifs et les trois autres de rendements sur actif.

RME est la différence, au terme de chaque mois, entre la moyenne des 9 portefeuilles de petite taille (small size) et celle des 9 portefeuilles de grande taille (big size). Le facteur de l'investissement RI/A est aussi obtenu par différence entre la moyenne des 6 portefeuilles de faible ratio I/A et la moyenne des 6 portefeuilles à ratio I/A élevé. Et inversement RROE est formé à partir de la moyenne, au terme de chaque mois, des 6 portefeuilles à haut ratio ROE et la moyenne des 6 portefeuilles à faible ratio ROE.

Pour passer du modèle q au modèle augmenté $q5$ de Hou, Mo, Xue, & Zhang (2020) nous avons construit REG en scindant les titres en 2X3 de façon indépendante et au début de chaque mois, en deux groupes selon la taille (petit et grand ; small and big) et en trois groupes selon l'investissement annuel prévu sur l'actif total, $E[d I/A]$, (faible, moyen et haut ; low, median and high). Pour former ces portefeuilles, nous reprenons les mêmes points de rupture que Hou et al. (2018 ; 2020) avec respectivement 30% ; 40 % et 30% des fréquences cumulées de $E[d I/A]$.

Pour ce faire le facteur REG est alors représenté par le ratio $E[d I/A]$ de chaque portefeuille.

$E[d I/A]$ étant l'espérance pour un an après, du ratio investissement sur total actif (expected investment per asset). L'investissement est alors la variation de l'actif pour une durée donnée ($A1-A0$).

Pour prédire I/A nous avons utilisé le logarithme du Q de Tobin, les flux de trésorerie d'exploitation par actif et la variation du ROE. Le Q de Tobin est obtenu en faisant la somme entre la valeur de marché (notée par MV), les dettes à long-terme (LT_Debt), les dettes à court-terme (CT_Debt) le tout divisé par le total actif (T_Assets).

Si la valeur du Q de Tobin trouvée est nulle, nous la programmons comme étant une valeur manquante.

4.3. Les facteurs des modèles de Stambaugh et Yuan (SY4 et SY3)

Le modèle de Stambaugh et Yuan est composé des facteurs suivants : MKT, SMB, MGMT, PERF, UMO.

Les deux premiers facteurs de ce modèle, en l'occurrence le facteur de marché MKT et celui de taille SMB, sont aussi présents dans les modèles de Fama & French (1993, 2015). Nous reprenons la construction du facteur SMB faite par Fama & French (2015) et (1993) puis reprise par Stambaugh & Yuan (2017).

Les facteurs MGMT et PERF sont par la suite construits à partir de deux groupes d'anomalies en reprenant la méthode de Stambaugh & Yuan (2017) et Hou, Mo, Xue, & Zhang (2019). Nous avons construit³ le facteur MGMT à partir de plusieurs mesures du niveau d'investissement et le facteur PERF au moyen de mesures de profitabilité.

Nous avons par la suite divisé de façon indépendante les facteurs MGMT et PERF en de classes de 2X3 en fonction de la taille. Pour former ces classes, nous constituons les groupes au début de chaque mois en deux groupes en fonction de la taille (petit et grand_ small and big) en prenant comme point de rupture la médiane. Indépendamment, les titres sont divisés en trois groupes (faible, moyen et élevé) en se basant sur MGMT et PERF avec 30 et 70 percentiles comme les points rupture, ce qui nous fait au total 6 portefeuilles de taille-MGMT et 6 portefeuilles de taille-PERF. En suite le facteur MGMT est calculé en faisant la différence entre la moyenne des rendements mensuels des portefeuilles de taille faible (low portfolio) et des portefeuilles de taille élevée (high portfolio). La même procédure est répétée pour le facteur

³ Voir Hou, Mo, Xue, & Zhang, Which Factors ? (2019) Review of Finance, à la page 7 pour les mesures incluses dans les constructions des variables Management (MGMT) et Performance (PERF)

PERF en faisant la différence, cette fois-ci, entre la moyenne des rendements mensuels des deux portefeuilles PERF de taille faible et les deux portefeuilles PERF de taille élevée.

Nous avons aussi intégré dans nos tests le facteur UMO (Under priced Minus Over priced) et sa construction est similaire à celle de Stambaugh & Yuan (2017). Ce facteur est obtenu à partir des anomalies utilisées pour calculer les facteurs MGMT et PERF, sans scinder ces dernières en deux groupes. Nous avons par la suite construit trois portefeuilles UMO de la même manière que les portefeuilles PERF et MGMT, en l'associant aux deux portefeuilles SIZE pour en avoir 6 au total (des portefeuilles 2X3).

4. Quel modèle explique le mieux les rendements des titres cotés sur les marchés africains ?

5.1. Les caractéristiques significatives

Nos tests empiriques sont faits à partir d'un ensemble de caractéristiques. Le niveau de performance des portefeuilles dépend en partie de la manière dont ils ont été pondérés lors de leur constitution. DeMiguel, Garlappi, & Uppal (2009) ; Plyakha, Uppal, & Vilkov (2015) ; Malladi & Fabozzi, (2017) ont tous suggéré une pondération égale (EW) car elle est plus performante qu'une pondération par la valeur (VW). Pour cette raison, nous avons retenu la pondération EW dans ce papier.

Pour comparer les modèles d'évaluation, nous avons besoin de réunir un ensemble de caractéristiques efficientes sur les marchés boursiers étudiés. Nous reprenons les travaux de Ndiaye (2025) car nous avons utilisé exactement les mêmes caractéristiques. Pour chaque caractéristique, nous avons calculé ses rendements mensuels en les classant par déciles avant de déterminer la moyenne entre le dixième et le premier décile ainsi que le test de Student (t-statistique) correspondant.

Tableau N°3 : Déciles extrêmes des caractéristiques retenues

Ce tableau comporte les rendements moyens pondérés des deux portefeuilles extrêmes des 13 caractéristiques significatives⁴ ainsi que les tests de Student (t-statistiques) correspondants.

Caractéristiques	Déciles inférieurs	Déciles supérieurs	Écarts	(t-stat)
SIZE	2,18	0,81	-1,36	(-3,33)
BTM	-0,07	2,80	2,87	(6,86)
MOM	0,54	2,31	1,78	(4,92)
INV	0,33	1,48	1,15	(2,75)
OP	-0,10	1,66	1,77	(4,34)
ROE	-1,00	2,87	3,87	(9,38)
DROE	-0,78	2,75	3,35	(8,95)
CEI	1,47	0,73	0,75	(-2,64)
AG	0,15	1,54	1,38	(3,51)
GPA	0,32	1,55	1,22	(2,91)
ROA	-0,54	2,05	2,60	(7,46)
OSCORE	1,85	0,67	-1,18	(-2,93)
PERF	-0,19	2,039	2,23	(6,33)

Source : auteur

L'avant dernière colonne du tableau reporte l'étendue entre le décile supérieur et le décile inférieur et le t-statistique de chaque différence. Les caractéristiques ordonnées considérées sont celles qui sont significatives et il s'agit de : taille qui est la capitalisation boursière (SIZE), valeur comptable sur la valeur de marché (BTM), investissement (INV), momentum construit sur la base du rendement moyen sur 11 mois entre t-2 et t-12 (MOM), résultat d'exploitation (OP), rendement par action (ROE), variation du rendement par action (DROE), composite des titres émis (CEI), croissance de l'actif (AG), prime liée aux gros investissements (GPA), résultat par action (ROA), score d'Ohlson (OSCORE) et performance (PERF).

La dernière colonne présente la statistique t associée à chaque caractéristique, construite de manière robuste en utilisant l'approche de Newey & West (1987).

⁴ Dans ce papier, on s'est intéressé aux seules caractéristiques significatives dans l'article de Ndiaye (2025), « Les anomalies boursières en Afrique : évidence sur les marchés des zones nord et subsahariennes du continent » pour faire les tests GRS. Le détail des tests de significativité des 13 caractéristiques parmi les 21 recensées figure à la page 246.

5.2. Les tests GRS

À l’instar de Bae, Kang, & Park (2024) ; Hou, Mo, Xue, & Zhang (2018) ; Mbengue, Ndiaye, & Sy (2023) ou encore de Taib & Benfeddoul (2023), nous avons procédé aux tests de GRS initiés par Gibbons, Ross, & Shanken (1989) pour comparer les modèles d’évaluation. Il s’agit de tests multivariés que nous avons portés sur les 13 portefeuilles de caractéristiques révélés significatifs dans le tableau 3.

En se référant aux travaux de Campbell Lo, & Mackinlay (1997, p. 192/193), nous avons utilisé la moyenne et l’écart-type du marché pour calculer J_0 en faisant leur rapport, le tout ajusté au nombre de degré de liberté (correspondant à 13 dans notre cas, c’est-à-dire le nombre de caractéristiques significatives).

J_0 est maintenant associé à l’hypothèse nulle selon laquelle J_0 doit avoir une distribution sous Chi-deux à N degrés de libertés. Le détail de la construction des variables testées se trouve dans Campbell, Lo, & Mackinlay (1997, p. 192).

Les résultats de nos tests multivariés sont reportés dans le tableau 4 suivant.

Tableau N°4 : Résultats des tests multivariés de GRS

Ce tableau teste la performance des modèles CAPM, TFPM, FFPM, FF5, FF6, q, q5, SY4, et SY3 à expliquer les caractéristiques significatives en Afrique.

Modèle	Rendements à pondération égale			
	Wald (J_0)	GRS (J_1)	$A \alpha_i $	$\frac{A \alpha_i }{A \bar{r}_i }$
CAPM	302,92	22,31	2,02	1,09
TFPM	271,09	19,97	2,13	1,14
FFPM	244,67	18,02	1,87	1,00
FF5	235,36	17,34	1,68	0,90
FF6	215,09	15,84	1,50	0,81
q-factor	384,55	28,33	1,46	0,78
q5	383,27	28,23	1,46	0,79
SY4	449,45	33,106	1,37	0,74
SY3	335,07	24,68	1,89	1,01

Source : Auteur

Pour chacun des modèles, nous présentons la statistique de WALD (J_0) basée sur l'hypothèse que les alphas des 13 portefeuilles soient conjointement zéro, la statistique GRS (J_1) basée sur l'hypothèse que les alphas des 13 portefeuilles soient conjointement égaux à zéro, la moyenne de la valeur absolue des 13 alphas ($A|\alpha_i|$), et le ratio de la moyenne des valeurs absolues des alphas sur la moyenne des valeurs absolues des rendements moyens des portefeuilles ($A|\alpha_i|/A|\bar{r}_i|$).

La seconde colonne du tableau 4 comporte les statistiques de WALD (J_0) basées sur l'hypothèse que les alphas des 13 portefeuilles soient simultanément égaux à zéro. La troisième colonne présente les statistiques GRS (J_1) basées aussi sur l'hypothèse que les alphas des 13 portefeuilles soient simultanément égaux à zéro. La différence entre le test de WALD et celui de GRS est que le premier fait recours à la distribution asymptotique de la statistique de J_0 pour tirer des inférences, alors que le second se base sur la distribution finie du test de Fischer pour conclure.

La moyenne de la valeur absolue des 13 alphas ($A|\alpha_i|$) est calculée à la colonne quatre et la dernière colonne fournit les résultats sur les ratios de la moyenne des valeurs absolues des alphas sur la moyenne des valeurs absolues des rendements moyens des portefeuilles ($A|\alpha_i|/A|\bar{r}_i|$).

Les résultats fournis dans le tableau 4 ont montré que SY4 est le modèle à GRS le plus élevé (33,106) associé à un coefficient $A|\alpha_i|$ de 33,106. SY4 est suivi des modèles q5 et q qui ont respectivement des GRS de 28,23 et 28,33. Cependant le modèle dominant est FF6 qui a le GRS le plus faible (15,84) accompagné d'un coefficient $A|\alpha_i|$ de 1,50. Donc le modèle SY4 est le modèle le moyen performant derrière le MEDAF et les modèles q et q5 au moment où FF6 est le modèle le plus performant.

Notre première hypothèse est rejetée car le MEDAF n'est pas, selon nos résultats, le modèle qui explique le mieux les rendements attendus. Cependant FF6 est un modèle à six facteurs construits à partir d'anomalies liées à la taille, au marché, à la valeur, à la profitabilité, à l'investissement et au momentum et révélé ce qui valide notre seconde hypothèse.

5. Conclusion

À la suite d'un constat personnel, nous avons remarqué non seulement la mise en concurrence d'une panoplie de modèles d'évaluation dont la plupart sont très récents, mais aussi une rareté de recherches portant sur ces modèles et appliquées sur les marchés boursiers africains. Notre étude avait pour vocation de réunir un maximum de modèles et de comparer leurs performances

en utilisant des données issues de tous les marchés africains, afin de déterminer celui qui explique au mieux les rendements attendus des titres cotés sur ces marchés.

Du fait de la rareté des données, la présente recherche est finalement appliquée sur treize (13) marchés africains et elle a pu comparer neuf (9) modèles notamment le MEDAF (CAPM), le TFPM de Fama & French (1993), le FFPM de Carhart (1997), le FF5 de Fama & French (2015), le FF6 de Fama & French (2018), le q-factor de Hou, Xue & Zhang (2015), le q5 de Hou, Mo, Xue & Zhang (2018), le SY4 et le SY3 de Stambaugh & Yuan (2017).

Nous avons effectué une pondération égale des rendements avant de procéder aux tests GRS initiés par Gibbons, Ross, & Shanken (1989). Nos résultats sont en faveur du modèle FF6 de Fama & French (2018) comme étant le celui qui explique au mieux les rendements attendus parmi les neuf (9) modèles comparés, tout en mettant en dernière position le modèle SY4 de de Stambaugh & Yuan (2017).

Nos résultats sur les données africaines vont à l'encontre de ceux de Hou, Mo, Xue & Zhang (2018) qui ont révélé que leur modèle (q-factor) dépasse largement ceux de Fama & French (FF5 et FF6).

Annexe : Liste des variables des modèles étudiés

Variables	Modèles	Nom de la variable
R_i	MEDAF, TFPM de Fama & French (1993), FFPM de Carhart (1997), FF5 de Fama & French (2015), FF6 de Fama & French (2018), q-factor de Hou, Xue & Zhang (2015), q5 de Hou, Mo, Xue & Zhang (2018), SY4 et le SY3 de Stambaugh & Yuan (2017)	Le rendement attendu de l'actif i représentant la variable dépendante
R_F	MEDAF, TFPM de Fama & French (1993), FFPM de Carhart (1997), FF5 de Fama & French (2015), FF6 de Fama & French (2018), q-factor de Hou, Xue & Zhang (2015), q5 de Hou, Mo, Xue & Zhang (2018), SY4 et le SY3 de Stambaugh & Yuan (2017)	Le taux sans risque
MKT	MEDAF, TFPM de Fama & French (1993), FFPM de Carhart (1997), FF5 de Fama & French (2015), FF6 de Fama & French (2018), q-factor de Hou, Xue & Zhang (2015), q5 de Hou, Mo, Xue & Zhang (2018), SY4 et le SY3 de Stambaugh & Yuan (2017)	Le facteur marché
SMB	TFPM de Fama & French (1993), FFPM de Carhart (1997), FF5 de Fama & French (2015), FF6 de Fama & French (2018), SY4 et le SY3 de Stambaugh & Yuan (2017)	Le facteur taille
HML	TFPM de Fama & French (1993), FFPM de Carhart (1997), FF5 de Fama & French (2015), FF6 de Fama & French (2018),	Le facteur valeur

CMA	FFPM de Carhart (1997), FF5 de Fama & French (2015), FF6 de Fama & French (2018),	Le facteur investissement
UMD	FF6 de Fama & French (2018),	Le facteur momentum
R_{ME}	q-factor de Hou, Xue & Zhang (2015), q5 de Hou, Mo, Xue & Zhang (2018)	Le facteur taille
$R_{\frac{I}{A}}$	q-factor de Hou, Xue & Zhang (2015), q5 de Hou, Mo, Xue & Zhang (2018)	Le facteur investissement par actif
R_{ROE}	q-factor de Hou, Xue & Zhang (2015), q5 de Hou, Mo, Xue & Zhang (2018)	Le facteur rendement par actif
R_{EG}	q5 de Hou, Mo, Xue & Zhang (2018)	Le facteur croissance attendue
$PERF$	SY4 et de Stambaugh & Yuan (2017)	Le facteur performance
$MGMT$	SY4 et de Stambaugh & Yuan (2017)	Le facteur management
UMO_t	SY3 de Stambaugh & Yuan (2017)	Le facteur moyenne PERF et MGMT

REFERENCES :

- Ahmed, S., Bu, Z., & Tsvetanov, D. (2018). Best of the best: A comparison of factor models. *Journal of Financial and Quantitative Analysis*.
- Bae, J., Kang, J., & Park, J. (2024). Comprehensive Asset Pricing Tests in the Korean Stock Market. *Asia-Pacific Journal of Financial Studies*, 1-31.
- Barillas, F., & Shanken, J. (2018). Comparing asset pricing models. *Journal of Finance*.
- Black, F. (1972). Capital market equilibrium with restricted borrowing. *The Journal of Business*, 444-455.
- Black, F. (1993). Estimating Expected Return. *Financial Analysts Journal*, 49, 36-38.
- Boamah, N. A. (2017). The price of risk on the african frontier stock markets. *Journal of African Business*, 238-256.
- Campbell Lo, J., & Mackinlay, C. (1997). *The econometrics of financial markets*. Princeton University Press, New jersey.
- Charteris, A., Rwishema, M., & Chidede, T.-H. (2017). Asset Pricing and Momentum: A South African Perspective. *Journal of African Business*, 1-24.
- Damodaran, A. (2015). *Equity Risk Premiums (ERP): Determinants, Estimation and Implications*. The 2015 Edition, Mimeo, NYU.
- Daniel, K., Hirshleifer, D., & Sun, L. (2020). Short- and long-horizon behavioral factors. *The Review of Financial Studies*, 1673-1736,.
- DeMiguel, V., Garlappi, L., & Uppal, R. (2009). Optimal versus naive diversification: How inefficient is the 1/N portfolio strategy? *Review of Financial Studies*, 22, 1915-1953.
- El Amri, A., Oulfarsi, S., Eddine, A. S., El Khamlichi, A., Hilmi, Y., Ibenrissoul, A., ... & Boutti, R. (2022). Carbon Financial Market: The Case of the EU Trading Scheme. In *Handbook of Research on Energy and Environmental Finance 4.0* (pp. 424-445). IGI Global.

- Elsayed, S. (2018). Testing factor models in emerging markets: Evidence from the Egyptian stock market. *Working paper*.
- Fama, E. (1970). Efficient Capital Markets: A Review of Theory and Empirical Work. *The Journal of Finance*, 25, 383-417.
- Fama, E., & French, K. (2015). A five-factor asset pricing model. *Journal of Financial Economics*, 1-22.
- Fama, E., & French, K. (1993). Common risk factors in returns on stocks and bonds. *Journal of financial economics*(33), 3-56.
- Fama, E., & French, K. (2017). International tests of a five-factor asset pricing model. *Journal of Financial Economics*, 441-463.
- Foye, J. (2018). A comprehensive test of the Fama-French five-factor model in emerging markets. *Emerging Markets Review*.
- Garba, A. A., Sene, B., & Mendy, P. (2019). Essai sur les modèles financiers appliqués à la BRVM: cas d'APT de Ross et de Fama et French. *working paper*.
- Gibbons, M., Ross, S., & Shanken, J. (1989). A test of the efficiency of a given portfolio. *Econometrica*, 1121-1152.
- Gillet, R., & Hübner, G. (2019). *La gestion de portefeuilles: instruments, stratégies et performance*. De Boeck Supérieur, 3ème édition.
- Griffin, J., Kelly, P., & Nardari, F. (2010). Do Market Efficiency Measures Yield Correct Inferences? A Comparison of Developed and Emerging Markets. *Review of Financial Studies*, 3225–3277.
- Hearn, B. (2011). Modelling size and liquidity in North African industrial sectors. *Emerging Markets Review*, 21-46.
- Hou, K., Karolyi, A., & Kho, B.-C. (2011). What factors drive global stock returns? *The Review of Financial Studies*, 2527-2574.
- Hou, K., Mo, H., Xue, C., & Zhang, L. (2018). q5. *Fisher College of Business, Working paper*.
- Hou, K., Mo, H., Xue, C., & Zhang, L. (2018). Which factors? *National Bureau of Economic Research, Working paper* 20682.
- Hou, K., Mo, H., Xue, C., & Zhang, L. (2019). Which Factors? *Review of Finance*, 1-35.
- Hou, K., Mo, H., Xue, C., & Zhang, L. (2020). An Augmented q-factor Model with Expected. *Review of Finance*, 1–40.
- Hou, K., Xue, C., & Zhang, L. (2015). Digesting Anomalies: An Investment Approach. *The Review of Financial Studies*, 28(3), 650-705.
- Hou, K., Xue, C., & Zhang, L. (2020). Replicating Anomalies. *The Review of Financial Studies*, 2019–2133.
- Ince, & Porter. (2006). Individual equity return data from Thomson Datastream: handle with care !. *The Journal of Financial Research*, 463–479.
- Jegadeesh, N., & Titman, S. (1993). Returns to buying winners and selling losers: implications for stock market efficiency. *Journal of Finance*, 48, 65-91.
- Kobiyh, M., El Amri, A., Oulfarsi, S., & Hilmi, Y. (2023). Behavioral finance and the imperative to rethink market efficiency.
- Koller, T., Goedhart, M., & Wessels, D. (2010). *Valuation, Measuring and Managing the Value of Companies*. MacKinsey and Company, Hoboken.
- Kothari, Shanken, & Sloan. (1995). Another Look at the Cross-section of Expected Stock Return. *Journal of finance*, 1, 185-224.
- Lintner, J. (1965). The valuation of risk assets and the selection of risky investments in stock portfolios and capital budgets. *The review of economics and statistics*, 41(1), 13-37.
- Lischewski, J., & Voronkova, S. (2012). Size, value and liquidity. Do They Really Matter on an Emerging Stock Market? *Emerging Markets Review*, 8-25.

- Malladi, R., & Fabozzi, F. (2017). Equal-weighted Strategy: Why it outperforms value-weighted strategies? Theory and evidence. *Journal of Asset Management*, 18, 188-208.
- Markowitz, H. (1952). Portfolio Selection. *The Journal of Finance*, vol. 7(N°1), 77- 91.
- Mbengue, L., Ndiaye, B., & Sy, O. (2023). Which factors explain african sock returns. *Finance Research Letters*, 1-10.
- Modigliani, F., & Miller, M. (1958). The cost of capital, corporation finance and the theory of investment. *The american economic review*, 261-297.
- Mosoeu, S., & Kodongo, O. (2019). The Fama-French five-factor asset pricing model and emerging markets equity returns . *Working paper*.
- Mossin, J. (1966). Equilibrium in a Capital Asset Market. *Econometrica*, 34(4), 768-783.
- Ndiaye, B. (2022). Les anomalies boursières en Afrique: le cas de l'effet taille et de l'effet valeur sur les bourses des zones nord et subsaharienne du continent. *Revue Internationale des Sciences de Gestion*, 540-553.
- Ndiaye, B. (2025). Les anomalies boursières en Afrique : évidence sur les marchés des zones nord et subsahariennes du continent . *Revue Française d'Économie et de Gestion*, 239-253.
- Newey, W., & West, K. (1987). A Simple, Positive Semi-Definite, Heteroskedasticity and Autocorrelation Consistent Covariance Matrix. *Econometrica*, 703-708.
- Plyakha, Y., Uppal, R., & Vilkov, G. (2015). Why do equalweighted portfolios outperform value-weighted portfolios ? *SSRN*, <http://ssrn.com/abstract=2724535>.
- Sharpe, W. (1964). Capital Asset Prices: A Theory of Market Equilibrium under Conditions of Risk. *The Journal of Finance*, 19(3), 425-442.
- Stambaugh, R. F., & Yuan, Y. (2017). Mispricing Factors. *The Review of Financial Studies*, 30(4), 1270-1315.
- Taib, A. A., & Benfeddoul, S. (2023). The Empirical Explanatory Power of CAPM and the Fama and French Three-Five Factor Models in the Moroccan Stock Exchange. *International Journal of Financial Studies*, 1-19.
- Tobek, O., & Hronec, M. (2018). Does the Source of Fundamental Data Matter ? *IES working paper, Charles University in Prague*.
- Tobin, J. (1958). Liquidity preference as behavior towards risk. *The Review of Economic Studies*, 25(2), 65-86.
- Treynor, J. (1962). Toward a theory of market value of risky assets. *Document non publié édité par Robert Korajczyk en 1999*.
- Walker, E. (2016). cost of capital in emerging markets: bridging gaps between theory and practice. *Latin american journal of economics*, 53, 111-147.