

**Master 272 - Ingénierie Économique et Financière  
Majeure Finance Quantitative**

**OUTILS POUR LA GESTION QUANTITATIVE**

**RÉPLICATION D'UN PAPIER DE RECHERCHE :**

**False Discoveries in Mutual Fund Performance :  
Measuring Luck in Estimated Alphas**

**LAURENT BARRAS, OLIVIER SCAILLET, & RUSS WERMERS**

Meghna Bhaugeerutty,  
Caroline Kirch,  
Gabrielle Morin

## Résumé

Nous avons pour objectif de répliquer le papier de recherche de LAURENT BAR-RAS, OLIVIER SCAILLET, & RUSS WERMERS publié dans le *Journal of Finance* en 2010. Ce travail de recherche vise à mesurer la quantité de fonds ayant une performance excédentaire réelle nulle.

## Table des matières

<b>1</b>	<b>Introduction</b>	<b>2</b>
1.1	Revue de littérature . . . . .	2
<b>2</b>	<b>Méthodologie</b>	<b>3</b>
2.1	Performance des fonds . . . . .	3
2.2	Le False Discovery Rate (FDR) . . . . .	4
<b>3</b>	<b>Présentation des données</b>	<b>5</b>
3.1	Variables exogènes . . . . .	5
3.2	Fonds Communs de Placements . . . . .	6
<b>4</b>	<b>Résultats</b>	<b>6</b>
4.1	Calcul de la performance des fonds . . . . .	6
4.2	Performance des fonds à long terme . . . . .	8
<b>5</b>	<b>Critiques</b>	<b>9</b>
5.1	Biais de l'estimateur FDR . . . . .	9
5.2	Nombre de périodes temporelles . . . . .	9
5.3	Jeux de données - Rendements des fonds . . . . .	9
5.4	Nuances . . . . .	11
<b>6</b>	<b>Extension du jeu de données</b>	<b>11</b>
<b>7</b>	<b>Conclusion</b>	<b>13</b>

# 1 Introduction

La performance des Fonds Communs de Placement (FCP) est source de débats dans la littérature académique : certains académiciens s'interrogent sur les réelles performances excédentaires des fonds comparés au marché. En 2010, LAURENT BARRAS, OLIVIER SCAILLET, & RUSS WERMERS entrent dans le débat avec leur article "False Discoveries in Mutual Fund Performance : Measuring Luck in Estimated Alphas" publié au *Journal of Finance*. Dans cet article, les trois auteurs utilisent l'estimateur de "False Discovery Rate" (FDR) pour affirmer qu'une grande majorité des FCPs affichent en réalité, entre 1975 et 2006, une performance excédentaire nulle.

Le premier objectif de notre étude est de tenter de reproduire la méthodologie et les résultats exposés dans cet article, dans le but d'établir une base de comparaison solide. Suite à cela, nous pourrions étendre notre recherche en appliquant cette même méthodologie à des données plus récentes afin d'évaluer sa robustesse dans un contexte plus contemporain. Enfin, nous procéderons à une évaluation approfondie du biais associé à l'estimateur FDR.

## 1.1 Revue de littérature

L'article "False Discoveries in Mutual Fund Performance," par BARRAS et al., 2010, a introduit une méthode fondamentale pour contrôler les fausses découvertes dans la performance des Fonds Communs de Placement (FCP), en soulignant la différence entre compétence, chance, et artefacts statistiques dans l'estimation des alphas des fonds communs. Leur papier contribue de manière notable au domaine sous trois dimensions clés : en utilisant le Taux de Découverte Fausse (ou *False Discovery Rate* (FDR)), en affinant la catégorisation de la performance (alpha réellement positif/négatif, ou zéro alpha), ainsi qu'en utilisant l'analyse de séries temporelles sur la Dépendance Croisée Sectionnelle (CSD) qui était souvent négligée par les études précédentes.

La performance des FCP a été évaluée par l'approche séminale de JENSEN, 1968, qui utilisait les régressions OLS pour mesurer les alphas des fonds communs en régressant les rendements des fonds contre un ensemble de facteurs de tarification et considérait la constante non expliquée (alpha) comme une preuve de compétence du gestionnaire. Cependant, cette méthode traditionnelle a été remise en cause pour avoir négligé des aspects critiques tels que la Dépendance Croisée Sectionnelle (CSD) entre les fonds. Cette omission peut distordre la taille statistique (probabilité de rejeter à tort l'hypothèse nulle, c'est-à-dire un taux de découverte fausse) et la puissance statistique (probabilité de rejeter correctement une fausse hypothèse nulle) des tests utilisés. Ainsi, l'intégration de la CSD dans l'analyse représente un changement significatif vers la reconnaissance des fonds communs comme un panel, plutôt que des observations isolées. De fait, BLAKE et al., 2014 soulignent cette perspective, suggérant que l'ignorance de l'information inter-fonds pourrait conduire à des conclusions trompeuses sur la performance des gestionnaires de fonds.

L'approche de Barras et al. (2010) est ensuite complétée par celles de FERSON et CHEN, 2018, et ANDRIKOIANNIOPOULOU et PAKONSTANTINO, 2019 qui confirment l'importance d'améliorer la puissance statistique en comptant pour les alphas non nuls dans leurs méthodologies. Cette approche permet une compréhension plus nuancée de la performance des FCP, identifiant potentiellement une proportion plus élevée de gestionnaires de fonds compétents que reconnu traditionnellement. HARVEY et LIU, 2020

s'appuient sur cela en appliquant une procédure améliorée en puissance, trouvant un ratio substantiellement plus élevé de fonds performants comparé à la littérature existante, remettant en question les estimations antérieures qui sous-représentaient largement la compétence des gérants.

Une des critiques principales émises à l'encontre de BARRAS et al., 2010 est réalisée par ANDRIKOGIANNPOULOU et PAPAKONSTANTINOU, 2019. Bien que la découverte que la majorité des FCP soient à zero alpha prouve la cohérence de l'équilibre de BERK et GREEN, 2004, qui énonce l'impossibilité des gestionnaires de fonds de battre le benchmark, la critique remet en cause l'utilisation du FDR pour évaluer la performance des fonds. Selon ANDRIKOGIANNPOULOU et PAPAKONSTANTINOU, 2019, cet estimateur classe de manière incorrecte certains fonds avec un réel alpha positif/négatif comme des FCP affichant un alpha nul. Ainsi, ils concluent que la plupart des fonds considérés comme ayant un alpha nul ne le sont pas réellement, mais souffrent simplement d'un artefact d'estimation qui ne détecte pas les alphas non-nuls.

En conclusion, l'article "False Discoveries in Mutual Fund Performance" de BARRAS et al., 2010 a apporté une contribution significative au domaine de l'évaluation de la performance des FCP sous plusieurs angles. Leur utilisation novatrice du FDR, leur affinement de la catégorisation de la performance des fonds et leur prise en compte de la CSD ont permis une analyse plus rigoureuse et nuancée de la compétence des gestionnaires de fonds. Néanmoins, des critiques, telles que celle formulée par ANDRIKOGIANNPOULOU et PAPAKONSTANTINOU, 2019, ont été soulevées concernant l'utilisation du FDR pour évaluer la performance des fonds, notamment en raison du biais induit par celui-ci. Ils mettent en évidence des cas où des fonds avec un réel alpha positif/négatif pourraient être classés à tort comme ayant un alpha nul en raison d'artefacts d'estimation. Ainsi, des recherches futures pourraient se concentrer sur l'amélioration des méthodologies d'estimation afin de mieux distinguer les compétences réelles des gestionnaires de fonds des artefacts statistiques, contribuant ainsi à des décisions d'investissement plus éclairées.

## 2 Méthodologie

### 2.1 Performance des fonds

Nous cherchons à déterminer le pourcentage de fonds pour lequel les capacités de sélection des gérants permettent d'avoir une performance supérieure aux coûts de trading et de transaction. La performance analysée correspond à l'effet de sélection des titres dans la performance globale des fonds, et est répartie en trois catégories :

- Fonds non-qualifiés ( $\alpha < 0$ ) : gérant dont les capacités de sélection sont insuffisantes pour recouvrer les coûts de transactions ;
- Fonds à zéros alphas ( $\alpha = 0$ ) : gérant dont les capacités de sélection permettent d'égaliser la performance aux coûts de trading ;
- Fonds qualifiés ( $\alpha > 0$ ) : gérant dont les capacités de sélection permettent de dégager un surplus de performance.

Pour mesurer la performance de ces fonds, nous utilisons principalement le modèle à quatre facteurs proposé par Carhart en 1997 :

$$r_{i,t} = \alpha_i + b_i * r_{m,t} + s_i * r_{smb,t} + h_i * r_{hml,t} + m_i * r_{mom,t} + \epsilon_{i,t} \quad (1)$$

Dans un second temps, l'utilisation du modèle conditionnel à quatre facteur de Ferson et Schadt (1996) nous permet l'ajout de la prise en compte de variables prédictives (vecteur  $z_{t-1}$ ), détaillées dans la section 3.1 :

$$r_{i,t} = \alpha_i + b_i * r_{m,t} + s_i * r_{smb,t} + h_i * r_{hml,t} + m_i * r_{mom,t} + B(z_{t-1} * r_{m,t}) + \epsilon_{i,t} \quad (2)$$

Dans le but d'améliorer l'intégrité et la précision de nos estimations des coefficients, nous appliquons l'estimateur hétéroscédastique et autocorrélation consistant (HAC) proposé par Newey et West (1987). Cette méthode permet de corriger les erreurs standard des coefficients pour l'autocorrélation et l'hétéroscédasticité potentielles des résidus de régression en tenant compte de l'autocorrélation jusqu'à un nombre donné de lags. De cette manière, nous renforçons la fiabilité de nos tests statistiques sur les alphas dans un contexte financier où les séries temporelles des rendements peuvent présenter des volatilités variables et des corrélations au fil du temps.

Finalement, de ces deux modèles, nous retenons pour chaque fonds la valeur de leur alpha, représentant leur performance excédentaire, ainsi que les t-statistiques et les p-values correspondantes.

## 2.2 Le False Discovery Rate (FDR)

Pour discerner les fonds performants ou sous-performants des fonds zéro-alpha, nous commençons par comparer la p-value de chaque fond au seuil  $\gamma$ . Si la p-value est supérieure au seuil, alors on considérera que le fond présente un alpha nul. Par ce premier test, nous identifions les cas où l'hypothèse nulle d'un alpha zéro serait rejetée à tort. En d'autres termes nous considérons ici qu'un alpha est différent de zéro uniquement s'il s'accompagne d'une p-value supérieure au seuil. De ce fait, nous pouvons alors identifier des fonds faisant preuve de chance ou de malchance. Finalement, nous identifions les fonds réellement performants ou sous-performants par le biais d'un second test réalisé uniquement sur les fonds à p-value inférieure au seuil  $\gamma$ , et en observant cette fois les valeurs des alphas.

$$FDR = \frac{\pi_0 * \gamma}{\sum_{n=1}^N I_{(p-val_n < \gamma)} / N}$$

Cette approche du *False Discovery Rate* est une approche statistique qui permet de contrôler le risque de première espèce, soit le taux de rejet, à tort, de l'hypothèse nulle dans les tests multiples. Ainsi si nous avons un FDR de 5% cela signifie que parmi les hypothèses rejetées, 5% des déclarations sont de fausses découvertes. En choisissant un seuil de significativité  $\gamma$  suffisamment petit, cette technique nous permet d'établir non seulement la probabilité d'obtenir un faux résultat mais également les proportions réelles d'alpha positifs, négatifs et nuls ( $\pi_0$ ).

Pour obtenir ces proportions, nous estimons tout d'abord celle de fonds ayant un alpha nul avec  $\hat{W}(\lambda^*)$  le nombre de fonds ayant une p-value supérieure au seuil  $\lambda^*$ ,  $M$  le nombre de fonds dans l'échantillon et  $\lambda^*$  un seuil suffisamment important. Notons que l'article établit que la valeur de  $\lambda^*$  a peu d'incidence sur les résultats du modèle.

$$\hat{\pi}_0(\lambda^*) = \frac{\hat{W}(\lambda^*)}{M} \cdot \frac{1}{(1 - \lambda^*)} \quad (3)$$

La proportion de fonds à zéro-alpha chanceux est égale à  $\gamma/2$ , si la proportions de fonds ayant un alpha nul est notée  $\pi_0$  alors la proportion de fonds chanceux attendue (fonds à zéro-alpha avec une t-statistique positive et significative) est de :

$$E(F_{\gamma}^+) = \pi_0 \cdot \gamma/2 \quad (4)$$

Nous pouvons ainsi déterminer la proportion de fonds ayant un gérant compétent en retirant les fonds chanceux de la proportion  $E(S_{\gamma}^+)$  :

$$E(T_{\gamma}^+) = E(S_{\gamma}^+) - E(F_{\gamma}^+) \quad (5)$$

De la même manière, nous déterminons la proportion de fonds ayant un gérant non-qualifié :

$$E(T_{\gamma}^-) = E(S_{\gamma}^-) - E(F_{\gamma}^-) \quad (6)$$

Nous appliquerons donc cette méthode afin de déterminer les proportions de fonds ayant des gérants qualifiés, ou-non, pour différents niveaux de significativité  $\gamma$ .

### 3 Présentation des données

Notre jeu de données est composé de données trimestrielles allant de janvier 1980 à décembre 2023. A noter que celui-ci débute cinq années après celui de l'article car nous n'avons pas eu accès aux données du portefeuille de marché NYSE/Amex/NASDAQ avant 1980. De plus, nous avons du modifier la fréquence d'analyse de mensuelle à trimestrielle pour correspondre aux informations de la base de *Thomson Fund Investment*.

#### 3.1 Variables exogènes

**Modèle à 4 facteurs**

Variable	Nom	Source
rf_rate	Taux sans risque 1 mois	Center for Research in Security Prices
mkt_ptf	Rendement excédentaire du portefeuille de marché NYSE/Amex/NASDAQ	Center for Research in Security Prices
smb	Rendement du portefeuille zéro-investissement du facteur <i>Size</i>	Kenneth French's Website
hml	Rendement du portefeuille zéro-investissement du facteur <i>Book-to-Market</i>	Kenneth French's Website
mom	Rendement du portefeuille zéro-investissement du facteur <i>Momentum</i>	Kenneth French's Website

### Modèle à 4 facteurs conditionnel - Variables prédictives

1M_Tbill	Taux 1 mois d'un bon du trésor américain	Center for Research in Security Prices
div_yield_mkt	Taux de dividendes du portefeuille de marché NYSE/Amex/NASDAQ	Center for Research in Security Prices
term_spread	Prime de terme (différence de rendement entre le taux 10 ans et 3 mois des obligations américaines)	Federal Reserve Economic Data
default_spread	Taux de défaut (différence de rendement entre les obligations d'entreprise notées Aaa et Baa par Moody's)	Federal Reserve Economic Data

## 3.2 Fonds Communs de Placements

Dans l'article, les données des Fonds Communs de Placements (FCP) proviennent de la base de données du *CRSP Mutual Fund* et de la base de données du *Thomson Fund Investment*.

Nous avons utilisé la base de données *Thomson Fund Investment* dans laquelle nous gardons tous les fonds américains ayant au moins 20 observations trimestrielles (l'équivalent des 60 observations mensuelles de l'article).

## 4 Résultats

Les résultats présentés ci-dessous ont été établis à l'aide de données trimestrielles sur la période de janvier 1980 à décembre 2006 et concernent 1498 fonds américains.

### 4.1 Calcul de la performance des fonds

Les graphiques de cette section nous donnent une première illustration des faux résultats positifs et négatifs que l'on peut distinguer dans la mesure d'alpha des fonds de notre échantillon.

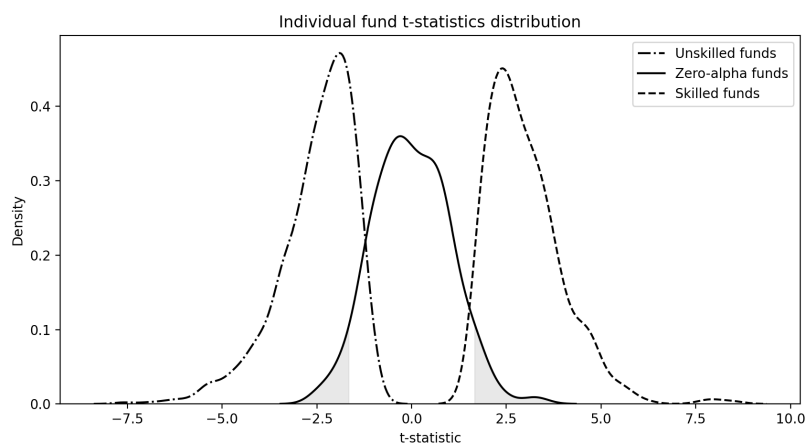


FIGURE 1 – Distribution des t-statistiques

Dans la figure 1, nous pouvons observer la distribution des t-statistiques des fonds en fonction de leur type d'alpha. Pour construire ce premier graphique, nous avons suivis la méthodologie décrite précédemment en commençant par répartir les fonds selon la valeur de leur p-value, puis selon la valeur de leur alpha.

De gauche à droite les courbes représentent les fonds non qualifiés, à alpha-zéro et qualifiés qui se croisent et illustrent la possibilité d'observer des fonds mal-classifiés : chanceux ou mal chanceux. La probabilité d'être malchanceux est représentée en gris sur la partie gauche de la courbe centrale et la probabilité d'être chanceux en gris sur la partie droite.

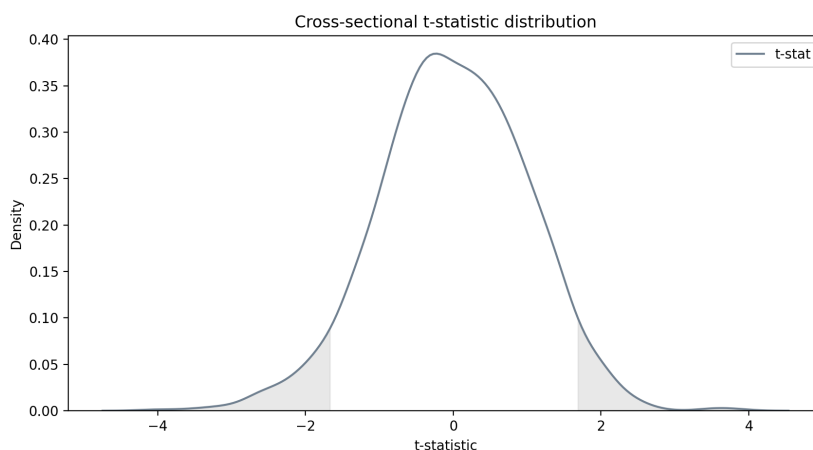


FIGURE 2 – Distribution transversale des t-statistiques

La figure 2 représente la distribution transversale des t-stats. La proportion de fonds non-qualifiés est grisée sur la gauche et celle de fonds qualifiés est grisée sur la droite. Graphiquement, cette distribution s'apparente à une loi normale dont les queues de distribution représentent les valeurs extrêmes.

Notre problématique est ici de déterminer si ces fonds à alpha non nuls le sont par chance ou en raison des capacités de sélection du gérant permettant d'obtenir une performance positive.

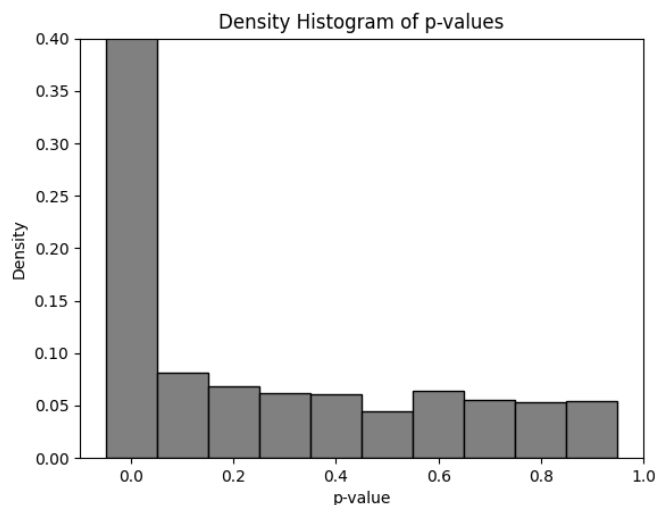


FIGURE 3 – Histogramme des p-values



Pour finir, cet histogramme 3 représente la densité des p-values des fonds de notre échantillon. Si un fonds a un alpha nul alors sa p-value sera importante, soit à droite sur l'histogramme. En revanche, si un fond présente un alpha significatif alors sa p-value sera faible.

## 4.2 Performance des fonds à long terme

Nous débutons notre analyse en mesurant la performance des fonds sur leur période d'existence à l'aide du modèle à 4 facteurs inconditionnel (équation 2). Nous pouvons y voir la proportions de fonds dans chaque catégorie (fonds à alpha nul, négatif ou positif) ainsi que l'analyse des queues de distribution réalisée à l'aide de la méthode des FDR. Nous commenterons ici les résultats au seuil de 5% de significativité.

	Zero alpha ( $\pi_0$ )				Unskilled ( $\pi_A^-$ )				Skilled ( $\pi_A^+$ )			
Proportion	18.1				52.8				29.1			
Number	271				791				436			

	Left Tail				Right Tail				
Signif. Level ( $\gamma$ )	0.05	0.10	0.15	0.20	0.20	0.15	0.10	0.05	Signif. Level ( $\gamma$ )
Signif. $S_\gamma^-$ (%)	7.5	8.3	9.6	10.2	21.3	21.7	20.5	28	Signif. $S_\gamma^+$ (%)
Unlucky $F_\gamma^-$ (%)	3.8	6.6	7.4	8.9	0	0	0	0	Lucky $F_\gamma^+$ (%)
Unskilled $T_\gamma^-$ (%)	3.7	1.7	2.2	1.3	21.3	21.7	20.5	28.0	Skilled $T_\gamma^+$ (%)

FIGURE 4 – Impact de la chance sur la performance long-terme des fonds entre 1980 et 2006

Nous pouvons voir que 70,9% des fonds de notre échantillon sont des fonds à alpha nul ou négatif, c'est-à-dire que les capacités de sélection du gérant sont insuffisantes pour dégager un surplus de rendement. Dans 18,1% des cas, le gérant arrive à couvrir ses coûts à l'aide de sa performance et dans 52,8% des cas, les capacités du gérant ne lui permettent pas de couvrir les coûts de transaction.

Nous notons que notre proportion de fonds ayant un alpha positif est étonnamment élevée. En effet, elle est ici de 29,1% contre 0,6% dans l'article. Nous attribuons cette divergence à un nombre d'observations trop faible et à une base de données trimestrielle qui lisse les mouvements de performance des fonds.

La seconde partie du tableau analyse les queues de distribution. Nous y trouvons pour la queue droite (respectivement gauche), la proportion de fonds ayant une t-statistique positive et significative (négative) notée  $S_\gamma^+$  ( $S_\gamma^-$ ), la proportion de fonds chanceux (malchanceux) notée  $F_\gamma^+$  ( $F_\gamma^-$ ), et la proportion de fonds ayant un gérant compétent (non-qualifié) notée  $T_\gamma^+$  ( $T_\gamma^-$ ).

Nous pouvons voir que ce premier échantillon ne présente pas de fonds chanceux mais présente en revanche, des fonds malchanceux. Ainsi, nous avons 7,5% de fonds dans la queue gauche de la distribution des t-statistiques significatives mais 3,8% de ces fonds sont malchanceux. Il n'y a alors que 3,7% de fonds dont les gérants n'ont pas de capacité de sélection suffisante pour recouvrir leurs frais.

Notre échantillon a donc 3,7% de fonds avec un gérant non-qualifié et 28% de fonds avec un gérant qualifié. Finalement, 68,3% des fonds de notre échantillon présentent un alpha nul.

## 5 Critiques

### 5.1 Biais de l'estimateur FDR

Une des critiques soulevées par ANDRIKOGIANNOPOULOU et PAPAKONSTANTINOU, 2019 concerne le biais relatif à l'estimateur du FDR. En effet, supposons que l'on ait des p-values assez élevées pour des fonds non-zéro alpha, cela peut arriver à cause de vrais alpha faibles, d'un bruit d'estimation élevé, ou les deux. Dans ce cas, nous avons  $P_A[I(\lambda)] > 0$  au lieu de  $P_A[I(\lambda)] \geq 0$ . Dans ce cas, en moyenne,  $\hat{\pi}_0(\lambda)$  surestime  $\pi_0(\lambda)$ , et inversement,  $\hat{\pi}_A(\lambda)$  sous-estime  $\pi_A(\lambda)$ .

Il convient ainsi d'estimer ce biais. Nous pouvons noter le ratio  $\delta(\lambda)$  comme :

$$\delta(\lambda) = \frac{P_A[I(\lambda)]}{P_0[I(\lambda)]} = \frac{P_A[I(\lambda)]}{1 - \lambda}$$

Ainsi, nous pouvons reformuler le biais relatif de  $\hat{\pi}_A(\lambda)$  :

$$\delta(\lambda) = \frac{\pi_A - E[\hat{\pi}_A(\lambda)]}{\pi_A}$$

Cette équation représente la probabilité de mauvaise classification d'un fonds. Ainsi, un  $\delta(\lambda)$  de 40% représente une probabilité de 40% que les fonds alphas non-nuls soient classifiés à tort en fonds zéro alpha.

Dans notre contexte, nous utilisons la formule suivante pour calculer le biais :

$$\delta(\lambda) = \frac{F_{nc}(I(\lambda); \alpha, \sigma_e, T)}{1 - \lambda}$$

avec :  $F_{nc}(I(\lambda); \alpha, \sigma_e, T)$  la probabilité inférée de la distribution non-centrée de la loi de Student  $t_{nc}$  sur l'intervalle  $I(\lambda) = [-a(\lambda); a(\lambda)]$  avec les bornes  $\pm a(\lambda)$  correspondant aux quantiles à  $\lambda/2$  et  $1 - \lambda/2$  de la loi de Student centrée  $t_c$

Sur la période de 1980-2006, nous trouvons un biais égal à 69%. Cela signifie donc qu'il y a une probabilité de 69% de mal classifier un fond alpha négatif ou positif en fond zéro alpha. Cependant, sachant que nous trouvons une proportion de fonds zéro alpha plus faible que dans l'article initial, nous considérons que le biais est plus faible. Le biais sur la période étendue (1980-2023) présente un biais similaire (à 68 %).

### 5.2 Nombre de périodes temporelles

Nous avons appliqué notre modèle sur deux périodes temporelles de 26 et 43 ans avec un pas trimestriel. Nous avons remarqué que, plus nous avons d'observations disponibles, plus les résultats de notre modèle sont fiables (voir section 6.). Ainsi, notre modèle étendu à 2023 présente des résultats plus cohérents avec ceux de l'article. Ce résultat est en ligne avec la critique de ANDRIKOGIANNOPOULOU et PAPAKONSTANTINOU, 2019, qui estiment que l'hypothèse sur la quantité de données disponibles est peu réalistes : les auteurs surestiment le nombre de points de données disponible.

### 5.3 Jeux de données - Rendements des fonds

Afin de trouver leurs résultats, les auteurs de l'article utilisent deux bases de données : la base de données CRSP (mensuelle) qui est appariée avec la base de données Thomson/CDA (trimestrielle). La jointure entre ces deux bases est réalisée à l'aide du produit

MFLINKs de Wharton Research Data Services qui leur permet d'utiliser les données d'investissement des fonds Thomson contenant notamment les données objectives des fonds (pays de domiciliation par exemple). Cette base de données commune leur sert à calculer les rendements mensuels des fonds.

Nous avons donc essayé de répliquer leur méthodologie, en utilisant ces deux bases de données (nous n'avons pas la base MFLINKS). Cependant, la base du CRSP fournissait des résultats aberrants (notamment sur la partie des gérants non-qualifiés) et non justifiables lorsqu'appliquée au modèle sur la part de fonds non-chanceux. Ci-dessous les résultats avec le base du CSRP :

	Zero alpha ( $\hat{\pi}_0$ )				Unskilled ( $\hat{\pi}_A^-$ )				Skilled ( $\hat{\pi}_A^+$ )			
Proportion	95,0				4,7				0,3			
Number	18308				904				57			

	Left Tail				Right Tail				
Signif. Level ( $\gamma$ )	0.05	0.10	0.15	0.20	0.20	0.15	0.10	0.05	Signif. Level ( $\gamma$ )
Signif. $S_Y^-$ (%)	3,3	5,9	8,3	10,4	22,4	19,3	16,2	11,3	Signif. $S_Y^+$ (%)
Unlucky $F_Y^-$ (%)	45,2	49,8	52,8	55,2	1,5	1,6	1,6	1,5	Lucky $F_Y^+$ (%)
Unskilled $T_Y^-$ (%)	-41,8	-43,8	-44,3	-44,7	20,9	17,7	14,5	9,8	Skilled $T_Y^+$ (%)

FIGURE 5 – Résultats obtenus à l'aide des données du CRSP

Nous avons donc continué notre étude en nous concentrant sur la base de Thomson uniquement. La décision de se concentrer sur celle-ci a impliqué un compromis entre fiabilité et fréquence des données : en optant pour Thomson, nous avons choisi des données réputées pour leur fiabilité et leur qualité, au détriment de la fréquence des mises à jour et de la granularité. Nous avons donc sacrifié une vision plus détaillée des fluctuations à court terme du marché en échange d'une vue plus stable et globale, mieux adaptée à des analyses approfondies et à des décisions d'investissement stratégiques.

Cependant, l'utilisation de données trimestrielles de la base Thomson présente une limite méthodologique. En effet, malgré notre recherche réalisée sur la documentation de la base de données, nous ne savons toujours pas comment elle traite un mois manquant parmi les trois du trimestre. Ainsi, comme nous avons une donnée tous les trois mois, celle-ci pourrait être en réalité la donnée d'un mois étendue aux autres, ce qui lisserait de manière significative les résultats.

La différence de résultats en utilisant des bases de données différentes interroge sur la généralisation de cette étude. En effet, si nous trouvons des résultats drastiquement différents en fonction de la fréquence d'actualisation des données, il existe une limite méthodologique à cet article puisque nous ne pouvons pas répliquer et généraliser ses résultats. De plus, cette divergence pourrait rendre la réplification des résultats à d'autres zones géographiques compliquées. Des recherches futures pourraient ainsi étendre l'objet de ce papier à d'autres marchés, par exemple le marché européen. Malheureusement, au moment de l'écriture de ce rapport, les données concernant la performance des FCPs en Europe sont peu abondantes. Néanmoins, l'étude de KIM et al., 2014 adoptant la méthodologie du FDR sur le marché australien donne des résultats similaires aux nôtres, ce qui est prometteur. Enfin, la particularité des fonds "open-ended" sur lesquels l'étude a été réalisée peut biaiser les résultats, comme le montrent BREDIN et al., 2014. En effet,

ils supposent que la performance différente entre les fonds à capital fixe et variable est due au fait que les fonds à capital fixe peuvent utiliser l'effet de levier et n'ont pas à modifier l'allocation des portefeuilles en raison des entrées et des sorties de fonds.

## 5.4 Nuances

Malgré ces critiques, la méthode du FDR présente des avantages non négligeables. Dans un premier temps, il s'agit d'une approche facilement implémentable : elle ne nécessite ni simulations ni puissance de calcul trop importante. De plus, cette méthode est simple : elle nécessite uniquement les p-values et un seuil de significativité ajustable. Ainsi si nous avons un FDR de 5% cela signifie que parmi les hypothèses rejetées, 5% des déclarations sont de fausses découvertes.

Il s'agit donc d'une méthode qui est simple à implémenter et à expliquer, un avantage non négligeable dans la rédaction d'un article de recherche.

## 6 Extension du jeu de données

Nous avons tout d'abord étendu notre jeu de données sur 17 années supplémentaires. Les résultats présentés ci-dessous ont été établis trimestriellement sur la période de janvier 1980 à décembre 2023 et concernent 8726 fonds américains.

Nous appliquons le modèle à 4 facteurs inconditionnel (équation 2) pour calculer la performance des fonds. Sur le tableau ci-dessous, nous présentons la proportion de fonds dans chaque catégorie (fonds à alpha nul, négatif ou positif) ainsi que l'analyse des queues de distribution réalisée à l'aide de la méthode du FDR. Encore une fois, nous concentrerons ici notre analyse sur les résultats du seuil de significativité de 5%.

	Zero alpha ( $\pi_0$ )				Unskilled ( $\pi_A^-$ )				Skilled ( $\pi_A^+$ )			
Proportion	29.7				18.9				51.4			
Number	2590				1652				4484			

	Left Tail				Right Tail				
Signif. Level ( $\gamma$ )	0.05	0.10	0.15	0.20	0.20	0.15	0.10	0.05	Signif. Level ( $\gamma$ )
Signif. $S_\gamma^-$ (%)	11.1	12.5	13.9	13.8	12.1	12.7	13.5	13.5	Signif. $S_\gamma^+$ (%)
Unlucky $E_\gamma^-$ (%)	0	0	0	0	7.4	4.9	2.7	1.3	Lucky $E_\gamma^+$ (%)
Unskilled $T_\gamma^-$ (%)	11.1	12.5	13.9	13.9	4.7	7.8	10.8	12.1	Skilled $T_\gamma^+$ (%)

FIGURE 6 – Impact de la chance sur la performance long-terme des fonds entre 1980 et 2023

Nous pouvons voir que 51,4% des fonds de notre échantillon ont un alpha positif. Il s'agit d'un résultat étonnant au vu des conclusions de l'article. Cependant, nous attribuons ce haut pourcentage à des données trimestrielles qui gommement une grande partie des mouvements de marché et donc de performance des fonds. De plus, nous calculons la performance des fonds retraitées du taux sans risque. or, celui-ci a été très faible, voir négatif, pendant plusieurs années ce qui induit un alpha plus important.

Concernant cet échantillon, nous pouvons voir qu'il ne présente pas de fonds malchanceux. En revanche, nous avons une queue droite de distribution qui présente 13,5% de

fonds avec une p-value significative et positive dont 1,3% sont des fonds chanceux. Ainsi notre échantillon présente 11,1% de fonds avec des gérants non-qualifiés et 12,1% avec des gérants qualifiés. Nous avons donc 76,8% de fonds zéro-alpha.

Afin de visualiser l'évolution des proportions de fonds avec gérants qualifiés, non-qualifiés et neutre, nous avons annualisé nos données.

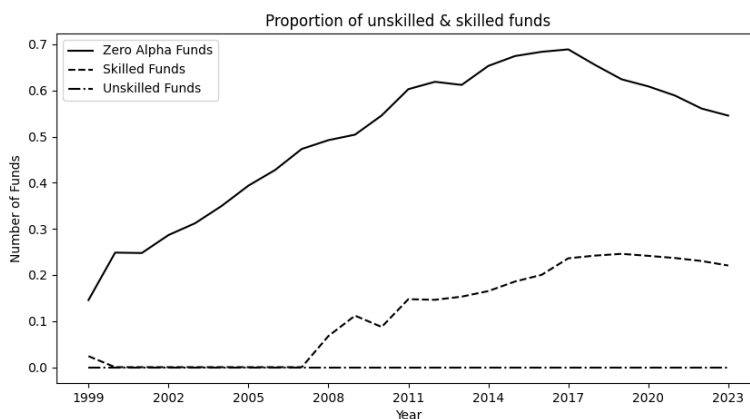


FIGURE 7 – Proportion de fonds dans chaque catégorie

Ce dernier graphique illustre alors l'évolution annuelle du nombre de fonds de chaque catégorie. Chaque année, la proportion de fonds à alpha nul reste la plus importante et atteint son point le plus haut en 2017 avec 70% de fonds zéro-alpha dans l'échantillon. Cependant, nous assistons à une décroissance de cette proportion au profit des fonds qualifiés.

Comme la période à partir de 2006 est marquée par une prolifération des FCPs, il paraît normal qu'une partie de ces nouveaux fonds aient un alpha positif. Avec l'accroissement de la gestion passive, il devient essentiel pour les gérants actifs d'exhiber des capacités de sélection des titres positives afin de rester pertinents dans le domaine financier, malgré une grande majorité de ces gérants ne montrant pas un niveau de compétence élevé pour tirer de la performance.

## 7 Conclusion

Notre recherche visant à répliquer le papier de BARRAS et al., 2010, confirme que la majorité des FCPs aux Etats-Unis affichent une performance nulle ou négative. Les résultats confirment l'équilibre de BERK et GREEN, 2004 où la majorité des fonds ne peuvent pas battre le marché. Cependant, ils mettent aussi en lumière quelques fonds qui réussissent à extraire une performance excédentaire de l'indice de référence, bien qu'elle soit très faible. Cette étude incite à la réflexion sur le métier de gérant d'actifs et encourage l'exploration de la gestion passive. En effet, si la majorité des gérants n'arrivent pas à afficher une performance nettement positive, la gestion passive pourrait apporter des résultats similaires à moindres coûts. Des distinctions doivent néanmoins être réalisées sur l'utilisation de FCPs à capital fixe ou variable, montrant des performances différentes. De plus, l'utilisation méthodologique du FDR inclut un compromis sur le biais créé en raison du faible rapport signal-bruit des rendements des fonds et à la faible puissance statistique qui en résulte. (ANDRIKOGIANNOPOULOU et PAPAKONSTANTINO, 2019).

L'applicabilité d'une méthodologie assez simple permet sa généralisation aisée dans d'autres contextes économiques, comme d'autres économies mais également sur d'autres périodes, comme la crise sanitaire de 2020. La recherche actuelle évolue déjà dans cette direction, y compris des pays comme l'Australie (KIM et al., 2014) ou le Royaume-Uni (BREDIN et al., 2014). De futures recherches pourraient se concentrer sur le marché européen ou les marchés émergents, en considérant une culture de l'investissement différente que les pays mentionnés précédemment.

## Références

- ANDRIKOIANNPOULOU, A., & PAPA KONSTANTINO U, F. (2019). Reassessing False Discoveries in Mutual Fund Performance : Skill, Luck, or Lack of Power ? *The Journal of Finance*, 74(5), 2667-2688. <https://doi.org/10.1111/jofi.12784>
- BARRAS, L., SCAILLET, O., & WERMERS, R. (2010). False Discoveries in Mutual Fund Performance : Measuring Luck in Estimated Alphas. *The Journal of Finance*, 65(1), 179-216. <https://doi.org/10.1111/j.1540-6261.2009.01527.x>
- BERK, J. B., & GREEN, R. C. (2004). Mutual Fund Flows and Performance in Rational Markets. *Journal of Political Economy*, 112(6), 1269-1295. Récupérée mai 1, 2024, à partir de <https://ideas.repec.org/a/ucp/jpolec/v112y2004i6p1269-1295.html>
- BLAKE, D., CAULFIELD, T., IOANNIDIS, C., & TONKS, I. (2014). Improved Inference in the Evaluation of Mutual Fund Performance Using Panel Bootstrap Methods. *Journal of Econometrics*, 183(2), 202-210. <https://doi.org/10.1016/j.jeconom.2014.05.010>
- BREDIN, D., CUTHBERTSON, K., NITZSCHE, D., & THOMAS, D. C. (2014). Performance and Performance Persistence of UK Closed-End Equity Funds. *International Review of Financial Analysis*, 34, 189-199. <https://doi.org/10.1016/j.irfa.2014.05.011>
- FERSON, W. E., & CHEN, Y. (2018, avril 18). *How Many Good and Bad Funds Are There, Really ?* <https://doi.org/10.2139/ssrn.2643818>
- HARVEY, C. R., & LIU, Y. (2020). False (and Missed) Discoveries in Financial Economics. *The Journal of Finance*, 75(5), 2503-2553. <https://doi.org/10.1111/jofi.12951>
- JENSEN, M. C. (1968). The Performance of Mutual Funds in the Period 1945–1964. *The Journal of Finance*, 23(2), 389-416. <https://doi.org/10.1111/j.1540-6261.1968.tb00815.x>
- KIM, S., IN, F., JI, P. I., & PARK, R. J. (2014). False Discoveries in the Performance of Australian Managed Funds. *Pacific-Basin Finance Journal*, 26, 244-256. <https://doi.org/10.1016/j.pacfin.2013.09.005>