



## THESIS / THÈSE

### MASTER EN SCIENCES DE GESTION À FINALITÉ SPÉCIALISÉE

#### Impact des stratégies durables sur la résilience des fonds de placement

LANNEAU, Matteo

*Award date:*  
2022

*Awarding institution:*  
Universite de Namur

[Link to publication](#)

#### **General rights**

Copyright and moral rights for the publications made accessible in the public portal are retained by the authors and/or other copyright owners and it is a condition of accessing publications that users recognise and abide by the legal requirements associated with these rights.

- Users may download and print one copy of any publication from the public portal for the purpose of private study or research.
- You may not further distribute the material or use it for any profit-making activity or commercial gain
- You may freely distribute the URL identifying the publication in the public portal ?

#### **Take down policy**

If you believe that this document breaches copyright please contact us providing details, and we will remove access to the work immediately and investigate your claim.

# Impact des stratégies durables sur la résilience des fonds de placement



Lanneau Mattéo

Directeur : Prof. Gnabo Jean-Yves

Mémoire présenté en vue de l'obtention du titre de

Master 120 - Sciences de gestion  
Finalité Spécialisée

ANNÉE ACADÉMIQUE : 2021-2022

## Remerciements

Pour commencer, J'aimerais témoigner ma gratitude envers quelques personnes sans qui la réalisation de ce travail n'aurait pas été possible. Je voudrais commencer par le professeur Jean-Yves Gnabo pour ses précieux conseils, sa disponibilité, son aide dans le choix de ma problématique ainsi que dans la méthodologie utilisée pour ce travail. Ensuite, j'aimerais remercier Camille Bailly qui m'a fourni la base de données nécessaire à la réalisation de cette étude. J'aimerais aussi remercier mon grand-père pour la relecture ainsi que tous mes proches qui m'ont aidé de près ou de loin. Enfin, j'aimerais remercier l'ensemble du corps professoral de l'université qui m'a fourni, tout au long de mon cursus, les outils nécessaires à la réalisation de cette étude.

## Résumé/Summary

### Résumé

Dans un contexte où les crises sont de plus en plus fréquentes, il semble intéressant d'étudier l'influence des caractéristiques des fonds sur la durée de résilience de ceux-ci et en particulier leur niveau de durabilité. En effet, l'intérêt pour la finance durable ne cesse de croître chez les chercheurs mais également chez les investisseurs. Pour cela nous avons étudié les données de 1386 fonds fournies par Morningstar. En plus de la durabilité, nous avons étudié l'impact de la performance pré-crise, de l'âge des fonds, de la taille des fonds (TNA), du ratio de dépense (NER), de leurs flows et de leur élasticité. Nous avons utilisé le modèle de survie pour analyser l'impact de ces variables. Nos résultats montrent que la taille et l'élasticité n'ont pas d'impact sur la durée de résilience. Ensuite, plus le niveau de performance pré-crise est élevée, plus la durée de résilience est faible. Enfin, les fonds ayant un score ESG élevé ont une durée de résilience plus élevée que les fonds conventionnels.

### Summary

In a context where crises are increasingly frequent, it seems interesting to study the influence of the characteristics of funds on their resilience and in particular their level of sustainability. Indeed, interest in sustainable finance is growing among researchers and investors alike. For this purpose, we studied the data of 1386 funds provided by Morningstar. In addition to sustainability, we studied the impact of pre-crisis performance, fund age, fund size (TNA), expense ratio (NER), fund flows and fund elasticity. We used the survival model to analyse the impact of these variables. Our results show that size and elasticity have no impact on the duration of resilience. Secondly, the higher the level of pre-crisis performance, the lower the resilience duration. Finally, funds with a high ESG score have a higher resilience duration than conventional funds.

## Table des matières

<b>1 Introduction .....</b>	<b>5</b>
<b>2 Revue de la littérature.....</b>	<b>7</b>
<b>2.1 Performance des fonds de placement.....</b>	<b>7</b>
<b>2.2 Déterminant de la performance des fonds de placement.....</b>	<b>9</b>
<b>2.3 Performance des fonds de placement durable .....</b>	<b>11</b>
<b>3. Méthodologie.....</b>	<b>14</b>
<b>3.1 Définition .....</b>	<b>14</b>
<b>3.2 Théorie propre au modèle de durée.....</b>	<b>15</b>
<b>3.3 Estimation non paramétrique.....</b>	<b>15</b>
3.3.1 L'estimateur de Kaplan-Meier .....	16
3.3.2 L'estimateur de Nelson-Aalen du risque cumulé .....	17
<b>3.4 Modèle paramétrique .....</b>	<b>17</b>
<b>3.5 Modèle semi-paramétrique.....</b>	<b>21</b>
<b>4 Analyse des données et résultats.....</b>	<b>22</b>
<b>4.1 Analyse des données .....</b>	<b>22</b>
4.1.1 Variables dépendantes.....	22
4.1.2 Variables indépendantes.....	22
4.1.3 Variable de contrôle .....	25
4.1.4 Nettoyage des données .....	25
<b>4.2 Résultats.....</b>	<b>26</b>
4.2.1 Statistique descriptive .....	27
4.2.2 Résultats de l'analyse des modèles non-paramétriques.....	28
4.2.3 Résultats de l'analyse des modèles paramétriques .....	32
<b>5 Discussion .....</b>	<b>40</b>
<b>6 Conclusion .....</b>	<b>42</b>
<b>Références .....</b>	<b>43</b>
<b>Annexes .....</b>	<b>50</b>

# Impact des stratégies durables sur la résilience des fonds de placement

Lanneau Mattéo

Août 2022

## 1 Introduction

Les fonds de placement connaissent un intérêt grandissant pour les investisseurs depuis plusieurs décennies. Un grand nombre d'articles se sont intéressés à leur performance. Depuis longtemps, investisseurs et chercheurs ont un intérêt grandissant pour certain type de fonds. Il s'agit des fonds de placement à caractère durable, les fonds possédant un indice ESG élevé (Environnemental, Social, Gouvernance). On observe une augmentation significative des flux financiers pour ce type de fonds lors des dernières années et cette tendance devrait continuer dans les années futures (**Annexe 1**). Cela est en partie dû à la prise de conscience des investisseurs du rôle qu'ils ont à jouer pour le futur de notre société. Plusieurs études ont analysé la performance de ces fonds mais étant un marché en pleine évolution, il reste encore des sujets sur lesquels des recherches doivent être faites. Ce travail va tenter de répondre à une de ces questions. Il ne portera pas sur la performance pure des fonds à caractères durables mais bien leur capacité de résilience, donc leur capacité à retrouver leur performance initiale après avoir connu un choc. Cela permettra de voir si les investisseurs, en choisissant ce type de fonds, en plus d'agir pour la société seraient en plus mieux protégés contre les éventuelles crises. En effet, notre société semble de plus en plus sujette à des crises de différentes natures. C'était le cas, il y a deux ans avec la crise sanitaire du covid-19 qui a entraîné des mesures qui ont largement fragilisé notre économie. Aujourd'hui, nous connaissons une nouvelle crise due à la flambée des prix des énergies, cette fois-ci dû au contexte de la guerre en Ukraine. De plus, les prévisions par les économistes sur la situation à court et moyen terme ne sont pas encourageantes. Sans parler de l'augmentation des catastrophes naturelles due au changement climatique. Dans un contexte où les crises semblent de plus en plus fréquentes, il semble

pertinent d'étudier la capacité des fonds à en absorber les chocs. Ma question de recherche pour ce travail est donc la suivante : les stratégies durables des fonds de placement ont-elles un impact sur la résilience de ceux-ci ?

La littérature existante reprend de nombreux articles sur la performance des fonds de placement y compris ceux durables. Un grand nombre d'études ont analysé l'impact des différentes caractéristiques sur leur performance dont le caractère durable. Ce travail vient compléter cette littérature en analysant cette fois, l'impact des stratégies durables sur la durée de résilience des fonds.

Pour tenter de répondre à cette question, nous allons utiliser dans ce travail le modèle d'analyse de survie. C'est un modèle qui utilise des distributions de probabilités qui nous permettent d'identifier le temps dont un fonds a besoin pour retrouver ou dépasser sa performance d'origine. Ce modèle est très largement utilisé dans le domaine des soins de santé mais beaucoup moins en finance. Il sera décrit plus en profondeur dans la section méthodologie (section 3) de ce travail. La base de données utilisée pour ce travail est fournie par Morningstar. Cette base reprend 2326 fonds sur une période de 24 mois, du premier janvier 2020 au 31 décembre 2021. Nous utiliserons des fonds de placements domiciliés en Europe et dont la devise est l'euro. Ce sont des fonds qui investissent majoritairement en actions. Les fonds avec des stratégies passives ont été exclus de cette étude et la taille minimum des fonds est de 1 million d'euros. Ces données seront analysées grâce au programme Stata dans sa 17eme version.

Ce travail se structure de la manière suivante. Tout d'abord, une revue de littérature dans laquelle la littérature sur le sujet étudié sera résumée. Ensuite, la méthodologie utilisée pour répondre à cette problématique sera présentée en détail. La section suivante présentera l'analyse des données et l'analyse des résultats. Par après, une section sera consacrée à la mise en perspective de ces résultats et des recommandations en découlant. Enfin, ce travail se terminera par une conclusion.

## 2 Revue de la littérature

La littérature sur les fonds de placement est large et variée. Une grande part de celle-ci s'est intéressée à la performance de ces fonds mutuels de placements. Pour cette étude, je me suis concentré dans un premier temps sur l'évaluation de leur performance et sur la persistance de leur performance dans le temps. Ensuite, sur les caractéristiques des fonds de placement qui expliquent leur performance. Enfin, je présenterai la littérature en rapport à la performance des fonds durables.

### 2.1 Performance des fonds de placement

Les premiers à avoir étudié la performance des fonds communs de placement sont SHARPE (1966), TREYNOR (1966) et JENSEN (1968). Les recherches du premier nous montrent qu'il est possible d'évaluer la performance d'un fonds en regardant son rendement moyen passé ainsi que son risque. Le ratio qu'il a créé (ie. Ratio de Sharpe) mesure le rapport entre la prime de risque d'un portefeuille et sa volatilité. C'est-à-dire la rentabilité marginale d'un portefeuille. Ensuite, Treynor a, lui aussi, créé un ratio qui permet d'analyser la performance d'un fonds en regardant son rendement moyen et son risque. La particularité de son ratio est qu'il analyse le risque d'un portefeuille en comparaison à un indice de référence. Ce ratio permet d'identifier si le risque pris par un investisseur est proportionnel à la rentabilité attendue par cet investissement. Enfin, Nous avons l'alpha de Jensen. Il (Jensen) a étudié la performance de différents portefeuilles pendant 20 ans. Son utilité est comme pour les deux ratios précédents de mesurer la performance d'un portefeuille. Cependant, cet indicateur permet d'identifier le surplus de rendement d'un portefeuille par rapport à son benchmark. Les différents travaux des trois chercheurs (SHARPE (1966), TREYNOR (1966) et JENSEN (1968)) n'ont pas permis de trouver des preuves que les gestionnaires sont capables de battre le marché. Ce qui va dans le sens de l'hypothèse d'efficacité des marchés de capitaux. Cette hypothèse est supportée par d'autres auteurs. C'est le cas de BLAKE & TIMMERMANN (1998) qui après avoir étudié près de 2300 fonds britanniques sur une période de 23 ans ont conclu que sur une base ajustée au risque, les gestionnaires de fonds sous-performent leur marché. GALLEFOSS *et al.* (2015) ont réalisé une étude sur la performance des fonds de placement en Norvège. Leurs résultats montrent que les fonds de placements sous-performent leur marché. Ce qui vient confirmer les résultats précédents. MALKIEL (2003), ROMPOTIS (2009), FORTIN & MICHELSON (2005) ont des conclusions similaires et montrent que les

fonds indexés surperforment les fonds gérés de manière active pour la plupart des catégories d'actions et obligations en termes de rendement total et total après imposition. D'autres recherches viennent contredire ces résultats et vont donc à l'encontre de l'hypothèse d'efficience des marchés de capitaux. C'est le cas notamment de REDMAN *et al.* (2000) après avoir étudié la performance de différents portefeuilles sur 3 période. Leurs résultats montrent que pour chaque période d'analyse ont surperformé leurs indices de références. OTTEN & BAMS (2002) retire les mêmes conclusions. Ils ont analysé plus de 500 fonds provenant des 5 plus gros pays en termes de volume de placement sur des fonds mutuels et montrent que la petite capitalisation européenne était capable de dégager un alpha positif. Enfin, KREMNITZER (2012) a étudié la performance des fonds actifs et passifs et ce dans un milieu moins efficient, qui offre donc plus d'opportunités d'arbitrages. Les résultats nous montrent que dans ce cas, les fonds gérés activement surperforment ceux gérés de manière passive.

Un autre volet important de la littérature concernant la performance des fonds mutuels est celui de la persistance. C'est-à-dire la tendance qu'a un fonds qui a performé dans le passé de performer dans le futur. GRINBLATT & TITMAN (1992) montrent de la persistance dans la performance des fonds de placements. DROMS & WALKER (2001) ont trouvé de la persistance dans la performance pour les investissements d'une durée d'un an mais n'ont pas retrouvé ce résultat pour des périodes de détention plus longues (1,3 ou 4 ans). VIDAL-GARCÍA (2013) a trouvé des résultats qui vont dans le même sens. Ses conclusions nous disent qu'il y a de la persistance dans la performance pour une détention qui va jusqu'à 36 mois. Ce qui nous dit que la performance passée influence la performance future, en tout cas à court terme. Une étude réalisée quelques années plus tard vient appuyer cette hypothèse. VIDAL-GARCÍA *et al.* (2016) ont analysé un lot de données sur des fonds provenant de 35 pays. Leurs résultats montrent qu'il existe bien une persistance de la performance des fonds à court terme. Certains ont trouvé des résultats qui contredisent ceux énoncés ci-dessus. C'est le cas de BERK & GREEN (2004) qui ont conclu que la performance passée n'est pas un bon indicateur de la performance future des fonds de placements. FERREIRA *et al.* (2019) ont trouvé des résultats un peu différents. Ils ont eux aussi trouvé de la persistance dans la performance des fonds de placements dans la plupart des pays étudiés. Cependant, dans les pays où la compétition est élevée, la persistance est plus facile pour les fonds qui ne performant pas bien de rester dans le bas du classement mais ce n'est pas le cas pour les fonds qui performant bien. C'est-à-dire qu'il existerait de la persistance pour les « poor-performer » mais pas pour les « top-performer ». Enfin, les résultats trouvés par MATALLÍN-SAEZ *et al.* (2016) viennent nuancer un peu tous

les résultats trouvés sur le sujet. Ils montrent dans leur étude que certaines méthodologies sont biaisées et qui donc ont des conclusions qui montreraient trop facilement des signes de persistance de la performance. Ils ont analysé la performance des fonds sur deux périodes distinctes. Ils ont trouvé des signes de persistance pour une période mais pas pour l'autre. Ce qui signifierait que la persistance de la performance des fonds serait conditionnée par la période de l'échantillon analysé. Ce qui donne un élément d'explication sur les résultats divergents dans la littérature.

## 2.2 Déterminant de la performance des fonds de placement

La littérature sur la performance des fonds s'est largement aussi intéressée aux caractéristiques de ces fonds qui pouvaient influencer leur performance. Dans ce travail, hormis le caractère durable des fonds, je vais m'intéresser à d'autres caractéristiques qui pourraient expliquer une meilleure résilience comme leur taille, leur âge, leur flux de fonds et leur dépense. La littérature sur ces caractéristiques est résumée ci-dessous.

FERREIRA *et al.* (2013) ont réalisé une étude d'envergure qui regroupe les données de plus de 10.500 fonds de placements à capital variable qui provenaient de 19 pays différents sur la période 1999-2005. Ils ont pris un compte dans leur analyse des caractéristiques propres aux fonds comme leur taille, leur âge, les commissions, leur management et d'un autre côté des caractéristiques relevant de l'économie dans laquelle ils se trouvent. Nous avons le développement économique, financier, la familiarité et la protection des investisseurs. Leurs résultats montrent que les fonds de grande taille ont tendances à mieux performer, ce qui suggère la présence d'économies d'échelles. Mais que passé une certaine taille cette performance baisse. Ce qui montre une relation quadratique entre la taille d'un fonds et sa performance. Ces conclusions ont été partagées par INDRO *et al.* (1999), BODSON *et al.* (2011), TANG *et al.* (2012). D'autres ont trouvé une relation négative entre la taille des fonds et leur performance. Cela est dû au manque de flexibilité d'une plus grande organisation, et au coût supérieur liées au coût du personnel et de fonctionnement WANG & NANDA (2011). De plus, les fonds de grandes tailles auront moins d'opportunités et seront obligés d'investir aussi dans les actifs moins liquides. Tandis que le fonds de petite taille pourra sauter sur les opportunités qui concernent uniquement les actifs liquides. Cette hypothèse de relation négative entre la taille des fonds et leur performance est partagée par : GRINBLATT & TITMAN (1989), SAWICKI & FINN (2002), CHEN *et al.* (2004), POLLET & WILSON (2008), YAN (2008), BESSLER *et al.* (2014), PRATHER *et al.* (2004), PEROLD &

SALOMON (1991), LOBÃO & GOMES (2015) et TANG *et al.* (2012). Enfin, d'autres recherches ont trouvé des preuves d'une relation positive entre les fonds et leur taille. C'est le cas de CICCOTELLO & GRANT (1996) qui nous explique qu'un fonds performant attirera de nouveaux investisseurs rapidement et donc sa taille grandira vite. OTTEN & BAMS (2002) ont trouvé des preuves d'une économie d'échelle pour les fonds européens. D'autres observent que les fonds spéculatifs de taille importante auraient de meilleure performance que leurs homologues de taille réduite (AMENC & MARTELLINI (2004)). Un autre avantage des fonds de taille supérieur est qu'ils ont plus de fonds à placer dans la recherche d'opportunités et dans l'engagement de gestionnaires supplémentaires que par conséquent cela leur permet d'être plus performant que ceux de petite taille (BRENNAN & HUGHES (1991)) et (DAS *et al.* (2018)). Dans leur étude, INDRO *et al.* (1999) nous explique que la grande taille d'un fonds amène aussi plus de diversités et donc les protège mieux contre le risque. Enfin, certaines études n'ont pas montré de lien entre la performance des fonds et leur taille. C'est le cas de SEE & JUSOH (2012) et GUSNI & HAMDANI (2018).

En ce qui concerne l'âge des fonds, comme pour leur taille, différents résultats ont été trouvés. Dans un premier temps, certains ont trouvé une relation positive entre l'âge des fonds et leur performance. Cela s'explique par le fait qu'ils sont plus expérimentés et qu'ils n'ont plus les frais liés au démarrage (MATATKO & LUTHER (1997)). D'un autre cotés OTTEN & BAMS (2002) ont trouvé des résultats inverses. Ils montrent que l'âge est négativement lié à la performance. Enfin, certains n'ont pas trouvé de résultats montrant qu'il existe une relation significative entre l'âge des fonds et leur performance, c'est le cas de : PETERSON *et al.* (2001), PRATHER *et al.* (2004), FERREIRA *et al.* (2013) et CHEN *et al.* (2004).

Une variable qui a aussi été largement étudiée est celle des flux d'entrée et de sortie d'argent. Une des théories connues sur le sujet est celle de l'argent intelligent. Cela viendrait du fait que les investisseurs retirent leur argent des fonds peu performant et inversement les placent sur des fonds qui performant bien. Les flux de fonds indiqueraient donc le chemin à suivre pour trouver la performance (GRUBER (1996), BARBER *et al.* (2004) et ELTON *et al.* (2004)). Cependant, ces résultats sont nuancés par LYNCH & MUSTO (2003) qui nous disent que cet effet disparaît après une courte période (environ 1 trimestre). D'autres montrent que beaucoup d'investisseurs investissent dans des fonds en fonction de la publicité et de l'offre et par conséquent limitent l'effet de l'argent intelligent. C'est ce qu'ont démontré COOPER *et al.* (2005) qui ont remarqué que 332 fonds ayant simplement changé de nom pour sembler plus à

la mode sans rien changer à leur stratégie d'investissement ont vu leur flux d'entrée de fonds augmentée sans voir leur performance changer. Malgré les faiblesses de l'hypothèse d'argent intelligent, IPPOLITO (1989), LOBÃO & GOMES (2015) et GRINBLATT & TITMAN, (1989) ont trouvé dans leurs études des preuves de relation positive entre flux et performance. Dans un autre sens, certains n'ont pas trouvé de relation significative entre les flux d'entrée et de sortie des fonds et leur performance. C'est le cas de FERREIRA *et al.* (2013), CHEN *et al.* (2004) et DAHLQUIST *et al.* (2000). Enfin, BESSLER *et al.* (2016) ont trouvé des preuves de relation entre flux et performance.

En ce qui concerne les dépenses, plus précisément le ratio de dépense net (NER), on peut trouver un grand nombre d'études montrant une relation négative entre performance et NER. Cela repose sur l'hypothèse simple qu'elles sont directement déduites des gains des fonds et donc affectent directement leur performance. Cela est soutenu par DAHLQUIST *et al.* (2000) et GOLEC (1996). On pourrait penser que les dépenses permettraient au fonds de mieux identifier les opportunités et de mieux gérer leurs actifs mais de nombreuses études montrent que les fonds avec des dépenses modérées ont des performances plus élevées que ceux avec qui dépense beaucoup. C'est le cas de SHARPE (1966), DAHLQUIST *et al.* (2000), OTTEN & BAMS (2002), ELTON (1993), CARHART (1997), MALKIEL (1996), GOLEC (1996), GIL-BAZO & RUIZ-VERDU, (2009) et INDRO *et al.* (1999). Dans un autre sens, certains n'ont pas trouvé de lien significatif entre dépenses et performance. C'est le cas de IPPOLITO (1989) qui montre que les fonds ayant une meilleure performance n'ont pas dépensé plus. Ces résultats sont relayés par FERREIRA *et al.* (2013) et CHEN *et al.* (2004). Enfin, certaines études montrent que les dépenses sont liées positivement aux performances car elles permettent de mieux analyser les actifs et donc d'avoir une meilleure stratégie d'investissement. C'est le cas de DROMS & WALKER (1996) et WERMERS (2000).

### 2.3 Performance des fonds de placement durable

La littérature s'intéressant à la performance des investissements à caractère durable existe depuis longtemps mais s'est largement développé ces dernières années. Ce qui est en lien avec la prise de conscience des investisseurs et de la société ensemble des enjeux présents. Cependant, il existe des différences dans les conclusions des différentes études. Dans un premier temps, beaucoup ont conclu qu'il n'y avait pas de différences significatives de performances entre les fonds à caractère durable et les fonds traditionnels. GOLDREYER & DILTZ (1999) et SCHRÖDER (2004) ont identifié dans leurs recherches que les

investissements socialement responsables peuvent s'attendre à avoir un rendement ajusté au risque équivalent aux investissements dit conventionnels. CORE et *al.* (2006), POST & BYRON (2015) et AMIHUD et *al.* (2017) n'ont pas trouvé de lien significatif entre faible gouvernance, parités au sein de la composition des conseils d'administration et des rendements financiers plus faibles. HAMILTON et *al.* (1993), GUERARD JR (1997), STATMAN (2000), BAUER et *al.* (2005), BELLO (2005), DOLVIN et *al.* (2019), PLAGGE & GRIM (2020), WEE et *al.* (2020), WEE et *al.* (2020) et SHARMA et *al.* (2021) ont comparé des fonds éthiques à ceux conventionnels et n'ont pas constaté de différence de performance. Dans le même sens BREEDT et *al.* (2019), DAI et MEYER-BRAUNS (2020) remarquent que les portefeuilles d'actif conventionnels en comparaison à ceux composés d'actifs durables ne dégagent pas de différences aux niveaux des bénéfices engrangés. En outre, les modèles factoriels semblent confirmer que l'ESG n'est pas valorisée (XIAO et *al.* (2017)).

D'autres études montrent que les fonds traditionnels et noirs ont de meilleures performances que les fonds durables. C'est le cas de KAROUIB & El GHOULA (2016) qui ont utilisé un indice de durabilité pour étudier la performance et leur flux. Les fonds avec un indices plus élevés ont une performance plus faible, une persistance de la performance plus forte et une relation performance-flux plus faible. FABOZZI et *al.* (2008) montrent que les fonds dit de « péchés » (ceux qui reprennent les industries du tabac, de l'alcool, des services pour adultes, la défense...) surperforment les autres types de fonds. HONG & KACPERCZYK (2009) ont eux aussi constaté une surperformance par rapport aux fonds durables. TRINKS & SCHOLTENS (2017) nous montrent des résultats similaires. Les résultats de DIMSON et *al.* (2020B) nous disent que la performance sur le long terme de ce type d'action surperforme les autres depuis 1900. BOLTON & KACPERCZYK (2020) et BUSCH et *al.* (2020) ont constaté que les entreprises avec de fortes émissions ont des rendements plus élevés. Cela peut être expliqué par le fait que les investisseurs demandent une compensation pour le risque lié aux émissions de carbone. HSU et *al.* (2020) montrent le même résultat. FISHERVANDEN & THORBURN (2011) et DELMAS et *al.* (2015) montrent que les entreprises qui améliorent leur situation environnementale connaissent une baisse de leur rendement. Il existe des explications à cette baisse de rendement. HART et AHUJA (1996) expliquent que le coût trop élevé de la réduction de l'empreinte carbone dépasse les bénéfices potentiels de ces changements. En ce qui concerne la performance des fonds, ARAGON et *al.* (2019) ont conclu que les politiques durables dans la gestion des fonds impliquent une plus grande volatilité. Ainsi qu'une sous-performance expliquée par des coûts de désinvestissement plus élevés et une diversification

moins efficace. ANSON *et al.* (2020) montrent que les fonds durables ont généralement des alphas plus faibles aux comparaisons aux fonds sans contrainte. Ce qui est en accord avec la conclusion de PASTOR *et al.* (2020) qui nous dit que l'alpha de Jensen des actions devrait être inversement proportionnel à leur score ESG. Car le risque que prennent les investisseurs dans les fonds non durables devrait être récompensé. CHEN & SCHOLTENS (2018) soutient cette théorie en montrant que les investissements socialement responsables ont un alpha négatif.

Cependant, d'autres recherches ont trouvé des résultats inverses montrant que les fonds ESG ont des performances supérieures aux fonds traditionnels. Des premières recherches nous montrent que la gestion durable d'une entreprise est récompensée par de meilleures performances. KLASSEN & MCLAUGHLIN (1996) nous expliquent que la gestion environnementale des gestionnaires était récompensée par des rendements positifs. CORE *et al.* (1999) nous montrent qu'une mauvaise gouvernance est mauvaise pour les performances financières. Entre 1997 et 2005, GIL-BAZO *et al.* (2010) nous montrent que les fonds ISR américains ont eu de meilleurs rendements et ce avant et après la prise en compte des commissions par rapport aux fonds classiques ayant les mêmes caractéristiques. EDMANS (2011) montre que l'aspect gouvernance est important et que les entreprises ayant des employés hautement satisfaits génèrent un alpha positif. AUER (2016) nous montre que les entreprises les mieux notées au niveau du rating ESG obtiennent des performances plus élevées. GIESE *et al.* (2019) ont identifiés trois canaux par lesquels l'ESG peut augmenter la performance. Les flux de trésorerie (par création de dividendes plus élevés), le risque (plus faible des entreprise ESG), et enfin la valorisation (grâce au coût du capital plus fiable des firmes ESG). Mais le niveau du score ESG n'est pas forcément ce qui influence la performance mais plutôt la dynamique de celui-ci. C'est ce qu'expliquent ANTONCIC *et al.* (2020). Ils montrent que lorsque l'indice ESG augmente, un alpha positif est généré. Dans un même sens, CONEN & HARTMANN (2019) et TSAI & WU (2021) expliquent que la révision du score ESG a de l'importance. Dans un même ordre d'idée GLOSSNER (2021) nous montre que les scandales liés à l'ESG résultent d'un alpha négatif pour les entreprises concernées.

## 3. Méthodologie

### 3.1 Définition

La méthode utilisée pour évaluer la résilience des fonds de placement pendant la crise sanitaire du covid-19 est l'analyse de survie. Il s'agit d'une méthode statistique qui permet de mesurer la durée attendue avant qu'un événement se produise. C'est une méthode statistique qui a souvent été utilisée en sciences pour analyser la mort d'organismes biologiques par exemple. Cette méthode porte plusieurs noms, comme la théorie de la fiabilité en ingénierie pour par exemple analyser la durée de vie d'un système mécanique. En économie, elle porte le nom d'analyse ou modélisation de la durée en économie. Pour réaliser cette analyse, il est important de définir la « durée de vie ». Dans notre cas, nous analysons la résilience des fonds de placement, l'événement est le retour ou dépassement du niveau de performance d'avant crise. La « durée de vie » est donc le temps nécessaire à un fonds pour retrouver sa performance pré-crise. Le moment où un fonds retrouve sa performance est appelé « Failure ». C'est une variable qui prend la valeur 1 quand l'évènement est rencontré et 0 dans le cas contraire.

Le but de ce travail est donc d'analyser le temps que chaque fonds a mis pour retrouver cette performance et ensuite d'analyser si les stratégies durables ont un impact sur cette durée. Pour cela nous utiliserons dans un premier temps les modèles non-paramétriques qui jouent un rôle essentiellement descriptif. Ils nous permettront d'identifier les probabilités estimées de résiliences des fonds étudiés et permettront aussi de comparer ces probabilités entre deux groupes de fonds, dans notre cas, les fonds conventionnels et les fonds durables. Ensuite, nous utiliserons les modèles paramétriques qui nous permettent de faire diverses régressions sur les différentes caractéristiques des fonds dont le caractère durable de ceux-ci. Ceci-ci nous permettra d'identifier d'éventuels liens entre caractéristiques d'un fonds et leur capacité à absorber les chocs.

Cette méthode permet, entre autres, de prendre en compte la censure ce qu'une régression standard ne fait pas. Cette censure est le fait que l'information disponible pour certains fonds est incomplète, que l'événement n'est pas apparu sur la durée de notre observation. Dans notre étude, il ne s'agit que de censure par la droite dans les cas où un fonds n'est pas revenu à son niveau de performance initiale pendant la durée de notre observation.

### 3.2 Théorie propre au modèle de durée

Dans notre modèle, la durée de survie  $X$  est une variable positive ou nulle et continue. Elle est caractérisée par différentes fonctions. La fonction de survie  $S$  qui est la probabilité que l'évènement ne se produise pas jusque l'instant  $t$  avec  $t$  fixé et est défini par la formule :

$$S(t) = P(X > t), t > 0$$

Ensuite, nous avons la fonction de répartition qui elle, pour un  $t$  donné, nous donne la probabilité que l'évènement survienne avant l'instant  $t$ . Elle est définie par la formule suivante :

$$F(t) = P(X \leq t) = 1 - S(t)$$

La fonction de densité de probabilité, pour  $t$  fixé, représente la probabilité que l'évènement survienne au temps  $t$  et elle est définie par :

$$f(t) = P(T = t)$$

Elle est calculée comme suit :

$$\int_t^{+\infty} f(u) du$$

La fonction de risque instantané  $\lambda$  ou le taux de hasard est pour  $t$  fixé caractérise la probabilité que l'évènement survienne dans un court intervalle après  $t$  mais conditionnellement au fait que l'évènement ne soit pas survenu jusqu'au temps  $t$ . En d'autres mots, il s'agit du risque que l'évènement survienne instantanément pour ceux dont ça n'a pas été le cas.

$$\lambda(t) = \lim_{dt \rightarrow 0} \frac{f(t)}{S(t)}$$

### 3.3 Estimation non paramétrique

Dans cette partie, nous présentons la première classe de méthode d'analyse de survie. Il s'agit des modèles non-paramétriques. Leur particularité est qu'ils ne font aucune hypothèse sur la

distribution. Ils se basent uniquement sur les observations disponibles. Il s'agit des cas les plus fréquents d'une censure aléatoire de type 1 quand aucun modèle a été supposé. Les deux principaux que nous utiliserons dans ce travail sont :

- L'estimateur de Kaplan-Meier de la survie
- L'estimateur de Nelson-Aalen du risque cumulé

### 3.3.1 L'estimateur de Kaplan-Meier

L'estimateur de Kaplan Meier a été créé par EDWARD L. KAPLAN & PAUL MEIER (1958) qui lui ont donné leur nom. Cette méthode permet d'estimer la fonction de survie  $S(t)$ , autrement dit, la probabilité de survie (que l'événement ne soit pas encore survenu) à l'instant  $t$ . Cette méthode ne nécessite pas que les intervalles de temps soient réguliers et prend en compte les données censurées. Pour utiliser cette méthode, nous devons faire plusieurs hypothèses. La première est que toutes nos observations sont indépendantes. Ensuite, les censures sont indépendantes : c'est-à-dire que si on prend deux observations au temps  $t_i$  et qu'une des deux est censurée au temps  $t+1$  alors leur probabilité de survie est égale au temps  $t_j$ . En d'autres mots, les observations censurées ont la même probabilité de survie que les observations encore observées. Dans notre étude, nous rencontrerons dans la très grande majorité des censures de type 1, c'est-à-dire que toutes les observations sont censurées après le même moment : la fin de la période d'observation. Pour ce faire, nous regardons pour chaque observation  $t_i$ , le nombre de fonds qui ont rencontrés l'événement d'intérêt  $d_i$ , c'est-à-dire le retour à la performance initiale ainsi que le nombre de fonds qui ne l'ont pas encore rencontré  $n_i$ . La formule est l'estimation du maximum de vraisemblance de la fonction de survie. Il s'agit donc d'un produit de la forme :

$$\hat{S}(t) = \prod_{t_i < t} \frac{n_i - d_i}{n_i}.$$

Le nombre de survivants à l'instant  $t$  (qui n'ont pas encore connu l'événement d'intérêt) n'est donné par  $n_i$  lorsqu'il n'y a pas de censure. Quand il y a de la censure, ni est égale au nombre de survivant dont on a retiré les observations censurées. Avec cette méthode, les probabilités sont calculées uniquement sur les cas observables i.e. : les observations non-censurées. La courbe prend la forme d'un escalier dont chaque palier reprend le nombre de survivant  $n_i$  à l'instant  $t_i$ .

### 3.3.2 L'estimateur de Nelson-Aalen du risque cumulé

Cette méthode permet d'obtenir une courbe de risques cumulés ce qui permet d'analyser le risque en fonction du temps. C'est-à-dire la probabilité que l'évènement d'intérêt se produise après un temps donné. Cette méthode est plus adaptée pour calculer le risque cumulé à l'instant  $t$  que la méthode de Kaplan-Meier qui elle est plus adaptée quand on s'intéresse à la fonction de survie. Cette méthode est la somme des fonctions de risque pour chaque temps  $t_i$ . La fonction de risque cumulée est donnée par :

$$\tilde{H}(t) = \sum_{t_i \leq t} \frac{d_i}{n_i}$$

Dans laquelle, comme pour Kaplan-Meier,  $d_i$  est le nombre d'observations qui ont rencontré l'évènement d'intérêt à l'instant  $t_i$  et  $n_i$  le nombre d'observations toujours dans l'étude.

### 3.4 Modèle paramétrique

Les modèles paramétriques sont utilisés quand on a une bonne raison de penser que la durée avant l'évènement d'intérêt à une distribution de probabilité qui suit une certaine loi. La méthode paramétrique utilisée dépendra de la loi suivie par la distribution du risque instantané. SCHOBER & VETTER (2018). Le choix de la mauvaise loi sous-jacente mènera à des résultats biaisés. Si le risque instantané est constant, la loi exponentielle est la méthode la plus adaptée. Pour choisir la distribution adéquate, nous utiliserons l'approche graphique en choisissant la distribution qui se rapproche le plus de celle de notre étude. Nous estimerons la distribution de notre étude grâce au modèle non-paramétrique de Nelson-Aalen. Dans un premier temps, nous allons présenter les caractéristiques théoriques des différentes distributions. Nous définirons pour chacune leur fonction de hazard :  $h(t)$ , leur fonction de survie :  $S(t)$  et leur fonction de densité  $f(t)$ .

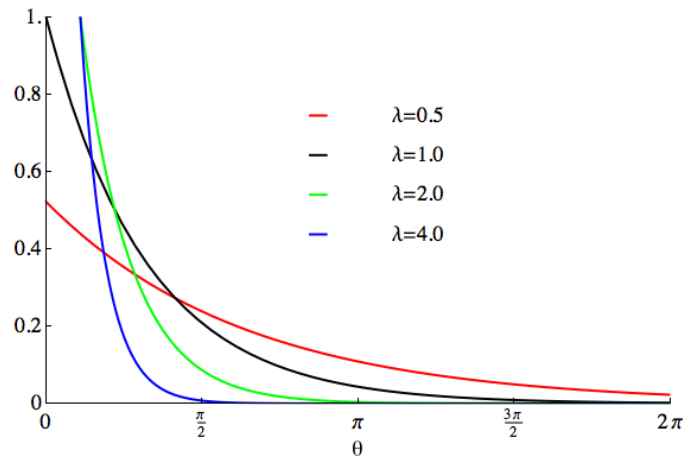
Commençons avec la distribution exponentielle. La particularité de cette loi est qu'elle n'a pas de « mémoire ». C'est-à-dire que la probabilité de survie pour une observation dans un certain laps de temps est égale peu importe sa durée de vie. C'est-à-dire que son risque instantané est

constant. Voici les différentes fonctions propres à cette distribution ainsi qu'un graphique montrant la forme de la distribution exponentielle.

$$h(t) = \lambda, \lambda > 0$$

$$S(t) = \exp(-\lambda t)$$

$$f(t) = \lambda \exp(-\lambda t)$$



Source : [https://en.wikipedia.org/wiki/Wrapped\\_exponential\\_distribution](https://en.wikipedia.org/wiki/Wrapped_exponential_distribution)

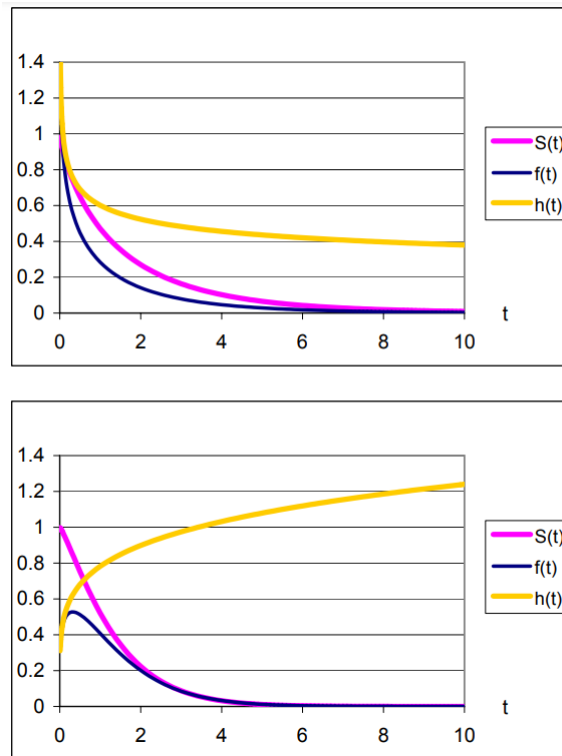
Quand la forme de la distribution du risque instantané est monotone, la loi de Weibull peut être utilisée. Elle est largement utilisée dans plusieurs domaines en particulier dans la modélisation de données de fiabilité. C'est une loi très pratique pour connaître le taux de pièces qui devraient connaître une usure ou défaillance prématurée, par exemple. Dans ce cas, le risque augmente ou diminue de façon monotone.

$$h(t) = \lambda \alpha (\lambda t)^{\alpha-1}, t > 0, \lambda > 0, \alpha > 0$$

$$S(t) = \exp(-(\lambda t)^\alpha)$$

$$f(t) = \lambda \alpha (\lambda t)^{\alpha-1} \exp(-(\lambda t)^\alpha)$$

Voici deux graphiques qui reprennent respectivement un exemple où le risque diminue de façon monotone ( $\alpha=0,8$ ) et croît de façon monotone ( $\alpha=1,2$ ).



Source : [https://andreberchtold.com/UNIGE/survie/6\\_Modeles\\_parametriques.pdf](https://andreberchtold.com/UNIGE/survie/6_Modeles_parametriques.pdf)

Ensuite, nous avons la distribution de Gompertz. Cette distribution est utilisée quand le risque évolue de manière proportionnelle à sa valeur. C'est une distribution qui est largement choisie dans les analyses du taux de mortalités. Avec comme fonction de hazard :

$$h(t) = \lambda \exp(\gamma t)$$

Où  $\gamma$  = influence de l'âge

Voici deux graphiques montrant les courbes propres à cette distribution avec respectivement une influence de l'âge positive sur le risque ( $\gamma = 1.5$ ) et avec une influence négative sur le risque ( $\gamma = -0.5$ ).

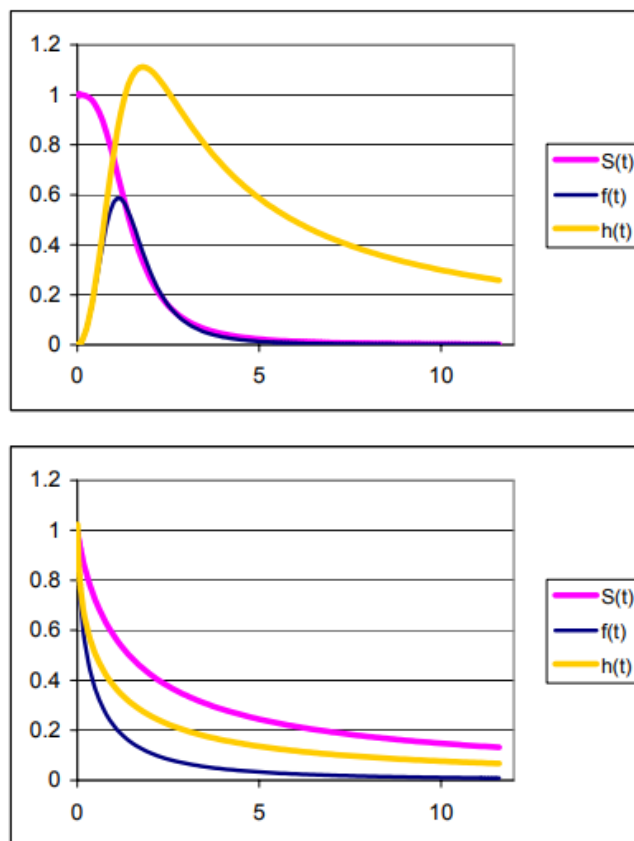
Enfin, la distribution log-logistique pour laquelle le risque instantané  $h(t)$  est une fonction non-monotone de  $t$ . C'est une loi qui possède une distribution semblable à celle de la loi log-normale. Cependant, la log-normale ne possède pas de forme explicite pour  $h(t)$ . Ces caractéristiques sont les suivantes :

$$h(t) = \frac{\lambda\alpha(\lambda t)^{\alpha-1}}{1 + (\lambda t)^\alpha}, \quad t > 0, \lambda > 0, \alpha > 0$$

$$S(t) = \frac{1}{1 + (\lambda t)^\alpha}$$

$$f(t) = \lambda\alpha(\lambda t)^{\alpha-1} [1 + (\lambda t)^\alpha]^{-2}$$

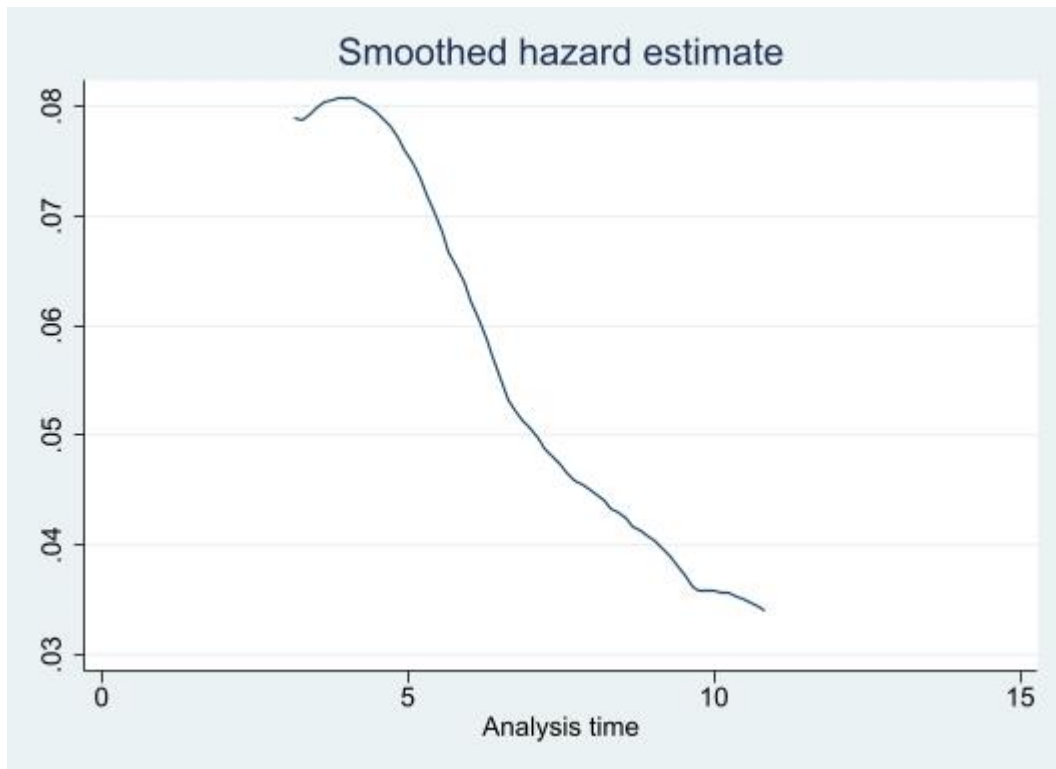
Le paramètre  $\alpha$  quand il est égal ou inférieur à 1 montre un risque qui décroît au fil du temps et un  $\alpha$  inférieur à 1 montre un risque qui augmente au début puis qui diminue au fil du temps. Voici deux graphiques reprenant respectivement le premier et deuxième cas :



Source : [https://andreberchtold.com/UNIGE/survie/6\\_Modeles\\_parametriques.pdf](https://andreberchtold.com/UNIGE/survie/6_Modeles_parametriques.pdf)

La première étape que nous avons à réaliser est de générer la courbe de risque instantané afin de choisir au mieux la loi que nous utiliserons pour le modèle paramétrique. Voici, ci-dessous une représentation de cette courbe estimée par le modèle non-paramétrique de Nelson-Aalen.

Courbe de risque instantané (Graphique 1)



*En abscisse le numéro du mois, en ordonnée le niveau de probabilité de résilience des fonds.*

Comme nous pouvons le voir, la courbe ressemble à une parabole inversée. Quand nous regardons les différents graphiques nous voyons qu'elle se rapproche le plus de la courbe de la distribution log-logistique. En effet, on voit que la risque est dans un premier temps croissant, qu'il atteint un pic et est ensuite décroissant. Nous utiliserons donc cette distribution lors de l'analyse de nos données.

### 3.5 Modèle semi-paramétrique

Il existe un dernier modèle qui est dit semi-paramétrique. Il s'agit d'un des modèles les plus utilisés dans les analyses de survie. Dans ce modèle, on tente de faire un lien entre un évènement et une ou plusieurs variables explicatives. Cela peut paraître intéressant dans notre cas. Cependant, une hypothèse forte de ce modèle suppose que les effets des variables soient constants au cours du temps. Le test de risque proportionnel en annexe montre une p-valeur est de 0. C'est-à-dire que l'hypothèse de proportionnalité des risques peut être rejeté de manière significative. Ce modèle ne sera donc pas utilisé dans cette étude. Le détail de ce texte est fourni par **l'annexe 2**.

# 4 Analyse des données et résultats

## 4.1 Analyse des données

Dans cette section je vais présenter les données utilisées pour cette analyse. Dans un premier temps je vais définir qu'elles sont mes variables dépendantes. Ensuite, je présenterai mes variables indépendantes qui sont les différentes caractéristiques propres aux fonds. Enfin, j'expliquerai comment j'ai dû « nettoyer » ma base de données pour réaliser cette étude.

### 4.1.1 Variables dépendantes

La variable dépendante contient deux parties comme on peut le voir dans les modèles de durée. La première partie est la durée qu'il faut à un fonds pour retrouver et/ou dépasser la performance qu'il avait avant la crise sanitaire. La variable est appelée « Time\_Resilience ». La seconde est la survenance de l'évènement, donc le retour de la performance d'avant crise sanitaire. Il s'agit d'une variable dichotomique qui prend la valeur 1 si l'évènement se produit et 0 dans le cas contraire. Cette variable est appelée « Event ».

### 4.1.2 Variables indépendantes

- Indicateur de durabilité

Dans cette analyse, je vais tenter d'identifier si le caractère durable d'un fond est un élément qui influence sa durée de résilience. Pour ce faire je vais diviser ma base de données en deux : d'un côté, les fonds dits conventionnels et de l'autre les fonds dits durables. Pour ce faire, je vais utiliser le score de durabilité des fonds donnés par la base de données « Morningstar sustainability rating ». C'est une notation qui va d'une à cinq étoiles. Les fonds sont notés en fonction des actifs qu'ils détiennent. En effet, les actifs ont eux même un indice de durabilité. Le score des fonds est alors calculé en faisant la moyenne pondérée de tous les scores des actifs détenus. Pour réaliser cette analyse, je vais classer les fonds ayant de 1 à 3 étoiles en tant que conventionnels et ceux de 4 à 5 en tant que durables. Je les reprendrai dans une variable nommée « Durabilty » qui prendra la valeur de 2 pour les fonds classés comme durables et 1 pour ceux classés comme conventionnels. La base de données nettoyée (voir point suivant) comprend 784 fonds classés comme conventionnels et 602 comme durables.

- Age

L'âge du fonds semble un élément important de la performance des fonds. C'est un paramètre fort présent dans la littérature sur les fonds. Il est donc intéressant de savoir si l'âge des fonds a aussi un impact sur la résilience de ceux-ci. Cette variable est nommée « Age » elle est calculée en mois et est directement donnée par Morningstar.

- Taille

La taille des fonds est aussi une composante souvent présente dans la littérature sur les fonds de placement. Il paraît donc important de l'inclure à l'analyse. La taille est donnée par la base de données Morningstar par la variable TNA (Total Net Actif) et reprend le total des actifs du fonds en euros. Les fonds de moins d'un million d'euros ont été exclus de l'analyse. Cette variable sera nommée « Size » dans cette analyse.

- Ratio de dépense des fonds (NER)

Comme présenté dans la section sur la revue de littérature, de nombreux écrits se sont intéressés à l'impact des dépenses des fonds sur leur dépense. Nous incluons donc dans l'analyse un ratio de dépenses. Celui-ci représente le total des dépenses divisé par la moyenne des actifs détenus par les fonds. Ce ratio est donc le pourcentage de dépenses d'un fonds en fonction de sa taille (TNA). Cette variable est nommée « NER » dans ma base de données.

- Les flux de fonds

Cette variable est donnée directement par Morningstar. Il s'agit d'un pourcentage de variation du TNA en comparaison à la période précédente. De nombreuses études ont été menées sur le sujet. Ajouter cette variable à mon analyse permettra de vérifier la théorie d'intelligence de l'argent dans ce cas. Cette variable est nommée « FLOW »

- Indicateur de performance Alpha

Le rendement excédentaire des fonds comparé à leur benchmark est aussi inclus à l'analyse. En d'autres mots, la capacité d'un fonds à battre son marché. Il a été calculé en utilisant le modèle à 4 facteurs de CARHART (1997). Ce modèle provient du modèle CAPM (Capital

Asset Pricing Model). Ensuite, FAMA & FRENCH (1993) ont ajouté deux facteurs. Enfin, CARHART (1997) a été le premier à présenter ce modèle avec 4 facteurs. Le dernier facteur appelé Momentum a été défini par JEGADEESH & TITMAN (1993) qui reprend la persistance dans la performance des fonds. La variable est appelée « Alpha ». Qui est donné par l'expression suivante :

$$R_{i,t} = \alpha_i + \beta_{0i}RM_t + \beta_{1i}SMB_t + \beta_{2i}HML_t + \beta_{3i}MOM_t + \varepsilon_{i,t}$$

Dans laquelle :

$R_{i,t}$  est le rendement excédent du fonds  $i$  pour le mois  $t$ .

$\beta$  est la mesure de volatilité.

$RM_t$  est le rendement excédentaire sur le marché.

$SMB_t$  correspond au rendement moyen des portefeuilles avec petite capitalisation moins le rendement moyen des portefeuilles avec grande capitalisation.

$HML_t$  est la différence entre les portefeuilles ayant des actifs avec un book-to-market élevé et ceux avec un book-to-market faible

$MOM_t$  le momentum est la différence entre le rendement des fonds gagnant des 12 dernier mois et ceux perdant des 12 derniers mois.

Cette variable a été préalablement calculé par Morningstar, nous en disposons donc directement. Elle a été calculée pour chaque mois en prenant en compte les données des 24 mois précédents.

- L'élasticité revenu des flows

Pour cette étude, il semble intéressant d'intégrer un indicateur d'élasticité revenu des flows. En effet, des études ont montré que les flux d'argent entrant et sortant des fonds durables sont moins sensibles aux rendements des fonds (Bollen, 2007). Nous allons donc vérifier si l'élasticité revenu des flows a un impact sur la résilience des fonds.

La variable se construit comme suit. Le cash-flow du mois  $t$  est défini par la variation des actifs d'un fonds au-delà de l'appréciation des actifs du fonds :  $\text{Cash-Flow}_t = AF_t - AF_{t-1} * (1 + \text{rendement } t)$ . Cela nous permet de calculer l'élasticité revenu par la formule suivante :  $ER = (\text{Delta Cash-Flow}_t / \text{Cash-Flow}_t) / (\text{Delta Rendement } t / \text{Rendement } t)$ . Où rendement  $t$  est le rendement du mois  $t$ . Cette variable sera appelée « Elasticité ». (RENNEBOOG et al. (2008)).

#### 4.1.3 Variable de contrôle

Nous utiliserons deux variables de contrôle afin de vérifier la robustesse des différents modèles. Cela permettra d'identifier un éventuel biais dans les estimations des différents paramètres. Ces deux variables nous sont données dans la base de données Morningstar.

- Domicile

Cette variable de contrôle reprend le domicile de chacun des fonds. C'est-à-dire le lieu où sont basés les fonds. La base de données utilisée reprend 17 domiciliations de fonds différentes. **L'annexe 3** montre un tableau reprenant le nombre d'observations et la fréquence de distribution pour chacun d'entre eux.

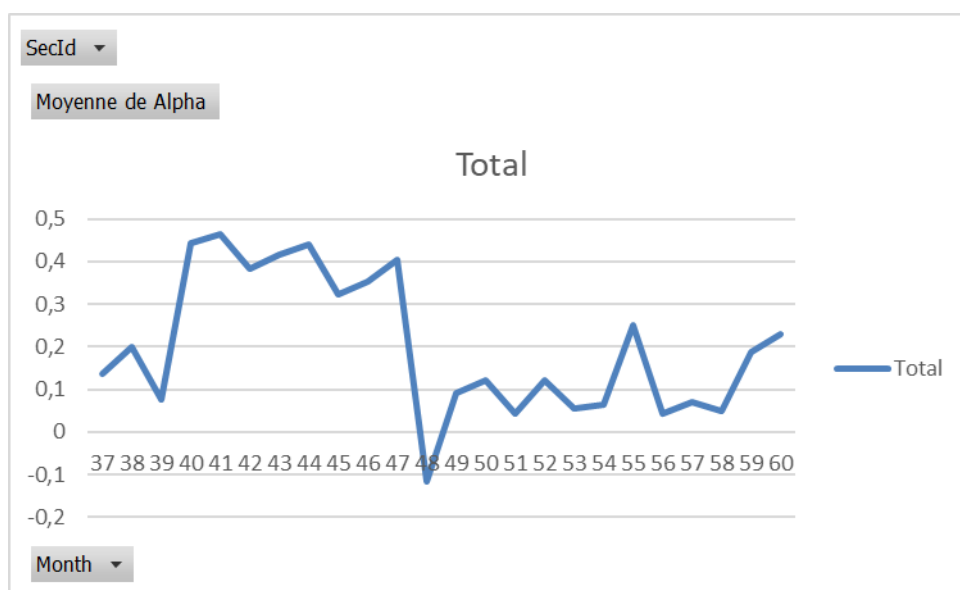
- Catégorie

Cette variable reprend la catégorie du fonds qui est déterminée par ces objectifs d'investissement. La base de données en reprend 96 différents. **L'annexe 4** reprend la distribution et leur fréquence pour chacune de ces catégories.

#### 4.1.4 Nettoyage des données

La base de données fournie par Morningstar reprenait de l'information sur 2326 fonds entre le 1<sup>er</sup> janvier 2020 et le 31 décembre 2021. Cependant, dans notre cas, le début de la crise n'est pas clairement défini comme cela peut être le cas lors d'un crash boursier par exemple. Il a alors été nécessaire dans un premier temps de définir à quel moment la crise sanitaire a impacté le marché des fonds de placement européen. Pour ce faire, une simple analyse graphique de la performance des fonds suffit.

Performance moyenne des fonds sur la période étudiée (Graphique 2)



*En abscisse le numéro des mois repris dans la base de données fournie par Morningstar, en ordonnée le niveau de performance moyen des fonds donné par leur alpha respectif.*

On remarque rapidement que l'impact de la crise sanitaire s'est fait ressentir lors du 48<sup>ème</sup> mois. Nous avons donc défini ce mois comme notre premier mois d'analyse et l'indicateur alpha donné pour le mois précédent comme référence pour la performance pré-crise. C'est pourquoi notre analyse a une durée maximale de 13 mois. Ce qui crée malheureusement un grand nombre de censures par la droite vu la période d'étude restreinte.

Quand cette période a été choisie et que le calcul du temps de résilience à été fait pour l'ensemble des fonds, un nettoyage a été nécessaire. En effet, les données pour certains fonds étaient incomplètes, nous les avons donc enlevées de cette analyse. Finalement, nous avons une base de données reprenant l'information pour 1386 fonds.

## 4.2 Résultats

Dans cette section, je vais présenter les résultats de mon analyse qui tentent de montrer et d'expliquer la résilience supérieure des fonds de placement mutuels en comparaison à ceux définis comme conventionnels. La première sous-section présente certaines statistiques descriptives de l'échantillon de données étudiées. La sous-section suivante expose les résultats de l'analyse non-paramétrique de modèle de survie. La troisième sous-section de cette partie nous montre les résultats des différentes régressions de l'analyse paramétrique.

#### 4.2.1 Statistique descriptive

Pour commencer, j'ai défini mes variables comme variables de survie à l'aide du logiciel stata. Ma variable `Time_Resilience` a été définie comme le temps de survie, c'est-à-dire le nombre de mois nécessaire à un fonds pour rencontrer l'évènement d'intérêt. Ensuite, ma variable `Event` a été définie comme la variable « `Failure` », autrement dit la variable qui indique la survenue ou non de l'évènement d'intérêt. Cette variable prend la valeur de 1 si l'évènement d'intérêt a eu lieu et 0 dans le cas contraire.

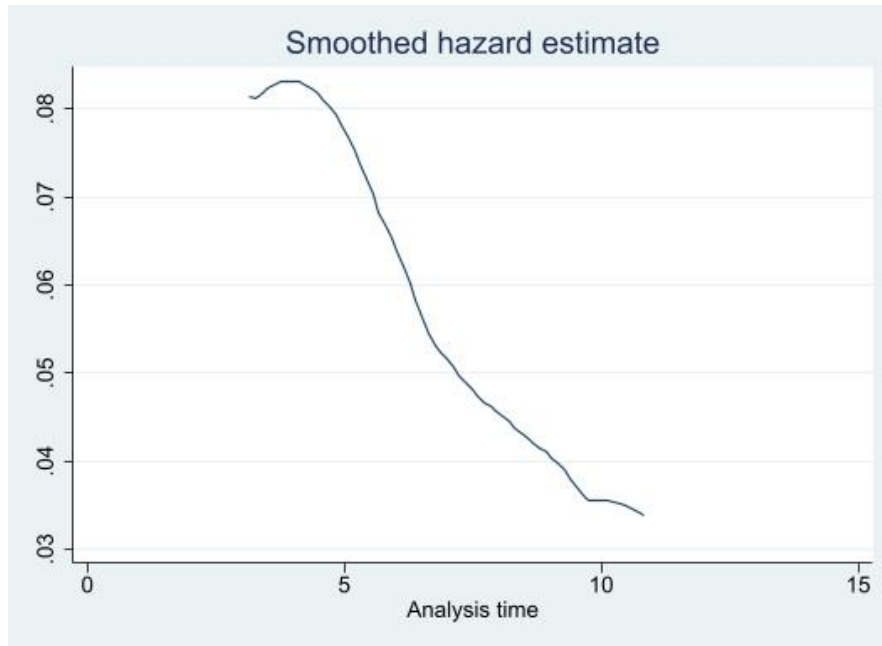
**L'annexe 5** en annexe nous donne quelques statistiques sur cette analyse de survie. On peut voir que le nombre d'observations est de 1386 fonds. La ligne « `Entry Time` » nous indique que chaque fonds a commencé à être analysé au même moment. La ligne « `Failure Time` » nous donne des indications sur les durées de survie de l'échantillon. Le minimum est de 1 mois. C'est-à-dire que certains fonds ont retrouvé leur niveau de performance un mois après que l'impact de covid s'est fait ressentir sur le marché des fonds européens. Le maximum est de 13 mois, ce qui correspond au dernier mois de l'étude. La ligne « `Failure` » nous montre le nombre de fonds ayant rencontré l'évènement d'intérêt. Il est de 823 dans notre cas, ce qui est assez peu mais s'explique par la proximité temporelle entre cette étude et la crise du covid-19. Les autres fonds ont été sujet à de la censure par la droite, comme mentionné plus haut, ce modèle permet ce type de censure. Ce tableau nous montre aussi la durée moyenne de résilience qui est de 7,85 mois.

**L'annexe 6** nous montrent d'autres statistiques sur la durée de résilience. Elle nous présente le temps nécessaire pour rencontrer l'évènement d'intérêt en séparant l'échantillon en quartile. Le premier quartile nous dit que 25% des fonds ont retrouvé leur performance d'avant crise après une période de 2 mois. Le second quartile nous montre que 50% des fonds ont retrouvé leur niveau de performances pré-crise après une période de 8 mois. Le dernier quartile n'indique aucune durée car sur la période étudiée, nous n'avons pas observé l'évènement d'intérêt pour 75% des fonds. Seule 59,4% des fonds ont retrouvé leur niveau de performance pendant la durée de l'étude.

#### 4.2.2 Résultats de l'analyse des modèles non-paramétriques

Pour commencer cette section, voici un graphique qui montre la fonction de risque propre à cette analyse. Ce graphique nous montre la probabilité pour un instant  $t$  de faire la rencontre de l'évènement d'intérêt.

Courbe risque instantané (Graphique 3)

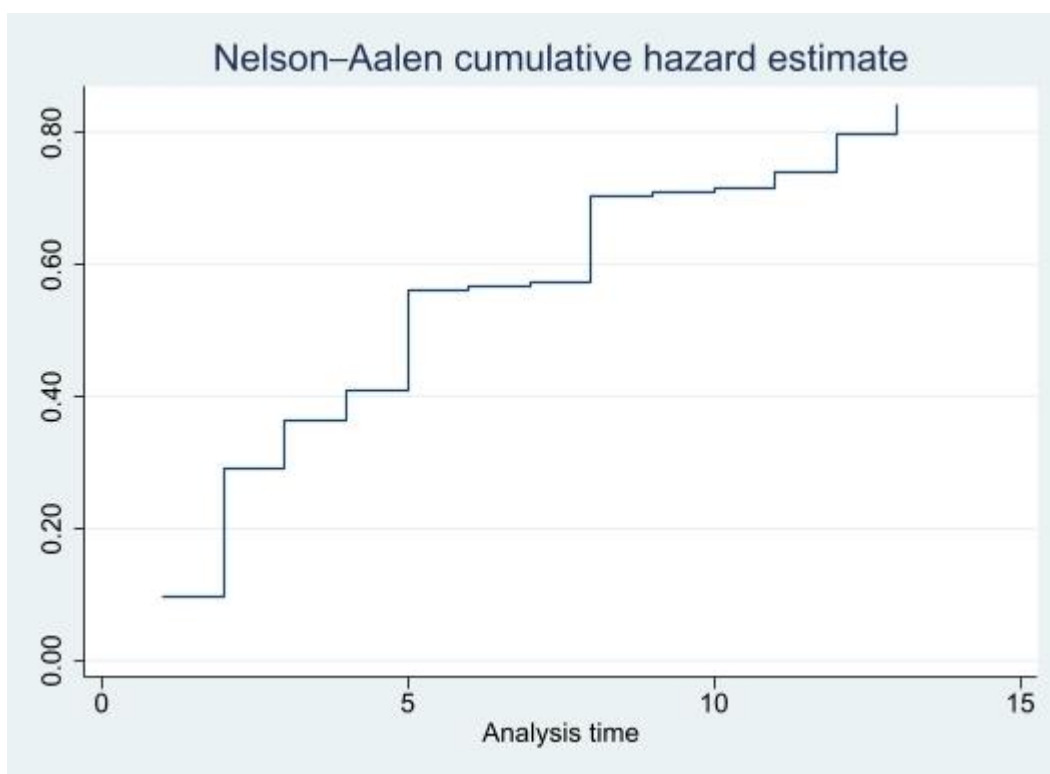


*En Abscisse le numéro du mois, en ordonnée la probabilité de résilience des fonds*

Ce graphique nous montre que la probabilité est élevée au début. En effet, de nombreux fonds ont retrouvé leur niveau de performances d'avant crise dès le premier mois de l'étude. Cette probabilité croît encore légèrement pour atteindre un pic autour du 4ème mois. Ensuite, cette probabilité diminue avec le temps qui passe. En d'autres mots, dans les premiers mois les chances de résilience augmentent avec le temps pour dépasser les 8% après 4 mois. C'est-à-dire qu'après cette période il sera de plus en plus difficile pour un fonds de retrouver ses performances passées.

Le graphique suivant nous montre la courbe de l'estimation de risque cumulé de Nelson-Aalen. On peut y voir que le risque de rencontrer l'évènement d'intérêt augmente rapidement lors des premiers mois. On peut voir que les risques d'expérimenter l'évènement d'intérêt est de près de 30% après 2 mois. On voit que le risque augmente de moins en moins vite lors des mois suivants.

#### Estimation du risque cumulé de Nelson-Aalen (Graphique 4)

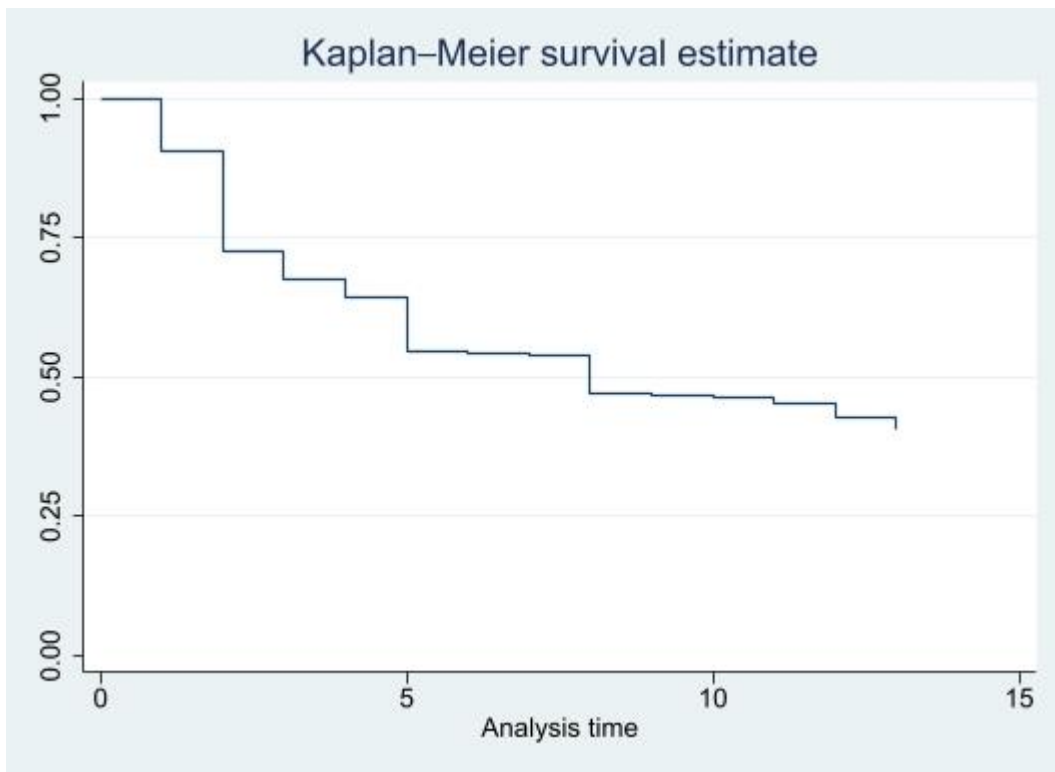


*En abscisse le nombre de mois, en ordonnée le probabilité cumulée résilience des fonds*

Ensuite, le graphique suivant nous présente la fonction de survie de Kaplan-Meier. Ce graphique nous montre pour chaque instant la probabilité de survie des fonds de placement étudiés. Ce graphique nous montre la distribution des données de notre étude. **L'annexe 7** nous donne plus de détails sur le calcul de l'estimation pour la fonction de survie suivante.

Dans ce tableau on peut voir dans la colonne « At Risk » le nombre de fonds qui sont encore dans l'étude, c'est-à-dire ceux qui n'ont pas encore rencontré l'évènement d'intérêt. La colonne « lost » nous montre le nombre de fonds qui chaque mois sont victimes de censure par la droite, c'est-à-dire que nous ne disposons plus d'informations sur ces fonds lors de mois suivants.

Courbe de survie de Kaplan-Meier (Graphique 5)

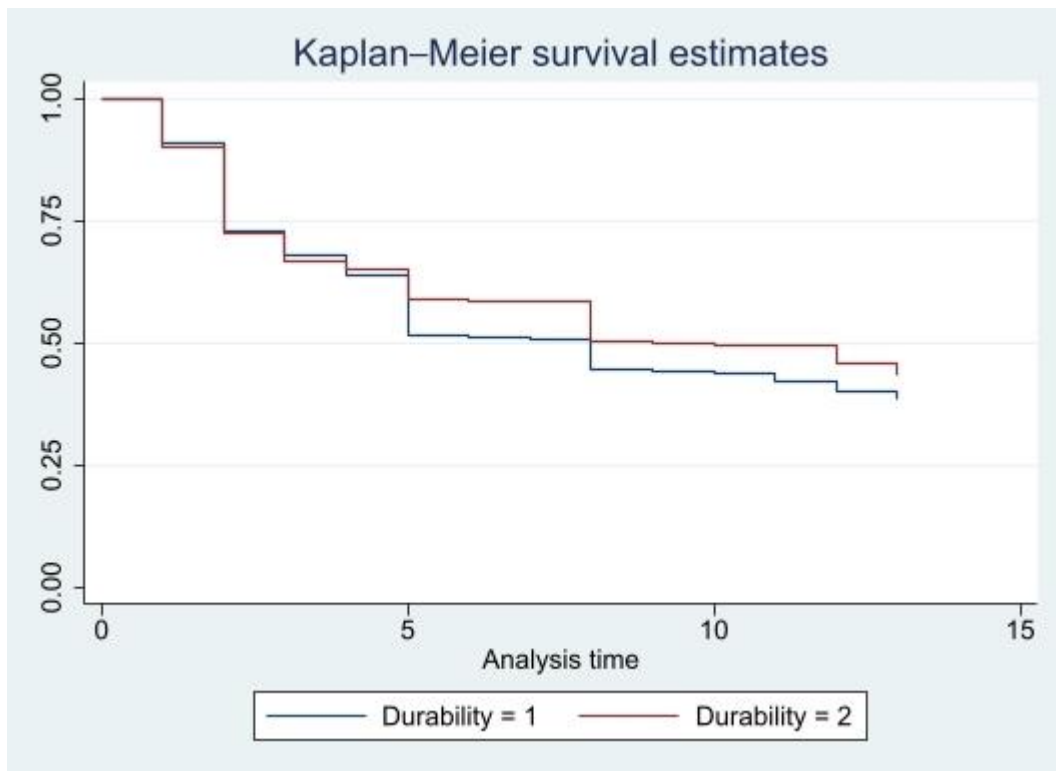


*En abscisse le nombre de mois, en ordonnée la probabilité de survie*

Sur ce graphique on peut voir que la courbe démarre à 1. C'est-à-dire que l'instant  $t=0$ , 100% des fonds sont encore en « vie » ou autrement dit 0% des fonds ont retrouvé leur niveau de performance pré-crise. On peut voir que la probabilité de survie diminue assez vite lors des premiers mois. En effet, après 1 mois la probabilité de survie est de 90,40% et chute à 54,69 pourcents lors du cinquième mois. Après cette période la probabilité de survie décroît toujours mais de manière beaucoup plus lente. La probabilité de survie chute seulement de 8,32% lors des 5 mois suivants (46,32% en  $t_{10}$ ). Ce qui nous montre qu'après un pic de probabilité de résilience, ci-dessus représenté par une forte chute de la probabilité de survie dans les premiers mois de l'analyse, les chances qu'un fonds de retrouver ses performances pré-crise diminuent avec le temps.

Cette étude s'intéresse comme expliqué plus haut à l'impact des stratégies durables sur la résilience des fonds mutuels de placement. Le graphique ci-dessous reprend l'estimation de la courbe de Kaplan-Meier en séparant l'échantillon en deux groupes distincts (cfr section 4.1.2). Le premier groupe reprend les fonds dit conventionnels ( $\text{durability} = 1$ ) et le second reprend les fonds au caractère durable ( $\text{durability} = 2$ ).

Courbe de Kaplan-Meier en fonction de la durabilité des fonds (Graphique 6)



*En abscisse le nombre de mois, en ordonnée la probabilité de survie des fonds*

Sur ce graphique, on peut voir que les fonds conventionnels et les fonds durables ont une probabilité de survie semblable lors des 4 premiers mois. Ce qui veut dire que les fonds de placements à caractère durable sont plus résilients que ceux dit conventionnels lors de cette période. Lors du cinquième mois, les fonds conventionnels ont connu un nombre de résilience supérieur à ceux durables. Sur le graphique on peut le voir par le croisement des courbes en  $t=5$ . Après ce moment, les fonds conventionnels reviennent plus vite à leurs niveaux pré-crise que leurs homologues durables. Cependant les deux courbes semblent très proches.

Il est intéressant donc de réaliser un test qui nous permet de voir si ces deux courbes sont statistiquement différentes l'une de l'autre. Pour ce faire, nous utilisons un log-rank test dont l'hypothèse nulle est que les fonctions de survie ne sont pas statistiquement différentes. Les résultats de ce test sont reportés dans le tableau ci-dessous.

Indépendance statistique des deux groupes (Tableau 1)

Failure **\_d: Event**  
Analysis time **\_t: Time\_Resilience**

Equality of survivor functions  
Log-rank test

Durability	Observed events	Expected events
1	<b>483</b>	<b>458.88</b>
2	<b>340</b>	<b>364.12</b>
Total	<b>823</b>	<b>823.00</b>

chi2(1) = **3.28**  
Pr>chi2 = **0.0700**

*Tableau reprenant le nombre d'observation de chaque groupe, le nombre d'observation attendue pour chaque groupe ainsi que la p-valeur propre à ce test.*

La p-valeur étant de 0,07 on peut donc rejeter l'hypothèse nulle avec un faible niveau de confiance. Comme dit plus haut, cette section a un but purement descriptif. Dans la section suivante nous étudierons de manière empirique l'impact des différentes caractéristiques des fonds dont leur durabilité sur la résilience des fonds.

#### 4.2.3 Résultats de l'analyse des modèles paramétriques

Les modèles paramétriques nous permettent d'analyser le potentiel impact qu'ont les différentes variables sur la durée que prend un fonds de placement pour retrouver sa performance d'avant crise. Pour cela, plusieurs régressions simples ont été réalisées. Les résultats sont présentés dans le point suivant. Par la suite d'autres régressions, cette fois ci multiples seront présentées.

##### 4.2.3.1 Résultats des régressions simples sur les caractéristiques des fonds

Le tableau ci-dessous reprend les résultats des différentes régressions sur la capacité de résilience des différents fonds. Il présente le coefficient exponentiel pour une interprétation

plus aisée et entre parenthèse la p-valeur obtenue pour chaque variable. Il s'agit de régressions simples sur les différentes caractéristiques présentées dans la section 4.1.2. Les annexes 8.1 à 8.7 reprennent les détails de ces différentes régressions.

Synthèse des régressions simple (Tableau 2)

Synthèse des régressions simple							
	Régression Age	Régression Size	Régression Flow	Régression NER	Régression Alpha	Régression Durability	Régression Elasticity
Age	1,000 (0,809)						
Size		1,000* (0,03')					
Flow			0,989 (0,123)				
NER				1,405 (0,144)			
Alpha					0,779*** (0,001)		
Durability						1,166 (0,071)	
Elasticity							1,000** (0,01)
N	1386	1386	1386	1386	1386	1386	1386
Coefficients exponentiels ; P-valeurs entre parenthèses *P<0,05; **P<0,01; ***P<0,001							

Tableau reprenant les différentes régressions simples des variables étudiées montrant leur impact sur la durée de résilience des fonds de placement.

Dans ce tableau on peut voir que plusieurs variables n'ont pas d'impact sur la durée de résilience des fonds. C'est le cas de l'âge des fonds, de la taille de ceux-ci et enfin de leur élasticité revenu de leur flux de fonds. La variable âge a une p-valeur qui n'est pas statistiquement significative et ce quel que soit le niveau de confiance choisi. Les variables Size et Elasticity, quant à elles, sont statistiquement significatives à différents niveaux de confiance comme vous pouvez le voir ci-dessus.

La variable Flow a un coefficient exponentielle inférieur à un. C'est-à-dire que le niveau de flux et celui de durée de résilience évoluent de manière inversement proportionnelle. Pour une unité de flow supplémentaire, la durée de résilience diminue d'environ 1,1%. Cependant, la p-valeur nous montre que ces résultats ne sont pas significatifs quel que soit le niveau de confiance choisi.

La variables NER qui représente un ratio de dépense a un coefficient largement supérieur à 1 (1,405). Nous pouvons interpréter ce coefficient comme suit : pour une unité de ratio de dépense supplémentaire la durée de résilience augmente d'environ 40,5%. Néanmoins, on peut voir que ces résultats ne sont pas statistiquement significatifs au regard de la p-valeur, et ce indépendamment du niveau de confiance choisi.

Nous voyons aussi que la variable « Alpha », qui représente la performance des fonds de placement, a un coefficient inférieur à 1. Dans ce cas-ci, cela veut dire que le niveau de performance pré-crise a un impact négatif sur le délai de résilience. C'est-à-dire que pour une unité supplémentaire d'alpha, la durée de résilience est diminuée d'environ 22,1%. De plus, ce résultat est significatif quel que soit le niveau de confiance choisi.

En ce qui concerne la variable « Durability », on peut voir que son coefficient est légèrement supérieur à 1. C'est-à-dire qu'il existe une relation positive entre la durée de résilience et le niveau de durabilité des fonds. Ce qui veut dire que le caractère durable des fonds ne permet pas de raccourcir la durée de résilience. Au regard du résultat trouvé pour cette régression, les fonds conventionnels (durability=0) ont une durée de résilience 16,6% plus faible que les fonds durables (durability =1). Ce résultat est statistiquement significatif pour un niveau de confiance de 90%.

Nous pouvons donc dire grâce à ces différentes régressions univariées que le niveau de performance pré-crise a un impact positif sur la durée de résilience des fonds (une bonne performance pré-crise diminue la durée de résilience). Ensuite, nous pouvons observer que les fonds moins durables ont une durée de résilience plus faible. Enfin, la taille des fonds n'influence pas sur leur durée de résilience. Les autres résultats ne sont pas statistiquement significatifs.

#### 4.2.3.2 Résultats des régressions multiples sur les caractéristiques des fonds

Dans cette section, nous allons effectuer plusieurs régressions multiples sur les caractéristiques principales des fonds. Ensuite, nous y ajouterons des variables de contrôle afin de vérifier la robustesse de notre analyse.

Pour commencer, voici un tableau qui reprend les caractéristiques d'une première régression sur les principales caractéristiques des fonds ainsi que sur leur indice de durabilité. Le tableau ci-dessus résume les caractéristiques de cette régression. Un tableau reprenant les détails de cette régression est fourni par l'**annexe 9**.

Synthèse des régressions multiples (Tableau 3)

Synthèse régressions multiples			
Age	1,000	✓	(0,336)
Size	1,000**	✓	(0,008)
NER	1,366	✓	(0,179)
Flow	0,989	✓	(0,132)
Alpha	0,763***	✓	(0,001)
Duability	1,175*	✓	(0,06)
Elasticity	1,000*	✓	(0,014)
N	1386		
Coefficients exponentiels ; P-valeurs entre parenthèses			
Coefficients exponentiels ; P-valeurs entre parenthèses			

Tableau reprenant une régression multivariée sur les variables étudiées et montrant leur impact sur la durée de résilience des fonds de placement.

Dans ce tableau, on peut voir que, de nouveau, trois variables n'ont pas d'impact sur la durée de résilience des fonds. Il s'agit de l'âge qui en plus n'est pas statistiquement significatif. La taille des fonds ainsi que leur élasticité n'ont pas d'impact sur la résilience des fonds. Ces deux résultats sont statistiquement significatifs à des degrés de confiance différents (voir tableau si dessus).

La variables NER a un coefficient supérieur à 1. C'est-à-dire que la durée de résilience est proportionnelle au ratio d'un fonds. Le coefficient nous indique que pour 1 unité supplémentaire de dépense, la durée de résilience augmente d'environ 36,6%. Ce qui est un peu plus faible que lors de la régression simple (40,5%). Cependant ce résultat n'est toujours pas statistiquement significatif et ce quel que soit le niveau de confiance choisi.

Pour la variable Flow, on trouve un résultat similaire que pour la régression simple. C'est-à-dire une relation légèrement inverse entre la durée et les flux (1,1%). Au regard de la p-valeur,

ce résultat n'est toujours pas statistiquement significatif et ce quel que soit le niveau de confiance choisi.

En ce qui concerne l'indicateur de performance alpha, nous retrouvons une relation inversement proportionnelle entre la durée de résilience des fonds et leur niveau de performance pré-crise. Le coefficient est de 0,763. Cela signifie que chaque unité d'alpha supplémentaire fait diminuer le temps de résilience d'environ 23,7% ce qui est légèrement supérieur aux résultats trouvés dans la section précédente (22,1%). Ce résultat est statistiquement significatif et ce quel que soit le niveau de confiance choisi.

L'indicateur de durabilité a encore une fois un coefficient positif. C'est-à-dire que le niveau de durabilité des fonds et leur temps de résilience évoluent dans le même sens. Pour cette régression multiple nous trouvons que pour 1 unité de durabilité supplémentaire la durée de résilience augmente de 17,5%. Ce qui légèrement supérieur au résultat trouvé dans la régression simple (16,6%). Ce résultat est statistiquement significatif pour un intervalle de confiance de 90%.

Les résultats de cette régression multiple sont similaires à ceux trouvés dans la section précédente. Nous pouvons dire que plus la performance pré-crise est élevée plus la durée de résilience est faible. Les fonds durables ont un temps de résilience plus élevé que ceux conventionnels. Enfin, la taille ne joue pas de rôle sur la durée de résilience des fonds. De même pour leur élasticité. Les autres résultats de cette régression ne sont pas statistiquement significatifs.

Nous allons maintenant effectuer deux régressions multiples. La première en ne prenant en compte que les fonds classés comme conventionnels, la seconde en prenant les fonds dit durables. Afin de voir si les variables influencent le temps de résilience de façon similaire pour ces deux types de fonds. Les détails de ces régressions sont repris dans **l'annexe 10** et **l'annexe 11**. Le tableau ci-dessus synthétise ces résultats.

Régression par groupe (Tableau 4)

	Fonds Coventionnels		Fonds durables	
Age	1,000	(0,26)	0,998**	(0,006)
Size	1,000	(0,146)	1,000**	(0,009)
NER	0,895	(0,581)	31,215***	(0,000)
Flow	0,998	(0,789)	0,954**	(0,003)
Alpha	0,925	(0,454)	0,672***	(0,001)
Elasticity	1,000*	(0,014)	1,000	(0,67)
N	1386		1386	
Coefficients exponentiels ; P-valeurs entre parenthèses				
*P<0,05; **P<0,01; ***P<0,001				

*Tableau synthétisant les résultats de deux régressions multiples. Une regroupant les fonds conventionnels et l'autre regroupant les fonds durables.*

On peut voir que l'âge des fonds durables influence la durée de résilience de manière négative alors que ceux des fonds conventionnels ne le font pas. Pour chaque unité d'âge supplémentaire, autrement dit pour chaque mois la durée de résilience baisse de 0,2%. Ce qui est assez peu. Cependant ce résultat est statistiquement significatif pour un intervalle de confiance de 99%.

La variable de la taille n'influence pas la durée de résilience des fonds et ce, que les fonds soient classés comme conventionnels ou comme durables.

Le ratio de dépenses influence négativement la durée de résilience pour les fonds conventionnels, c'est-à-dire plus leur niveau de dépenses est élevé plus la durée de résilience est faible. Cependant ce résultat, n'est pas statistiquement significatif et ce quelque soit le niveau de confiance choisi. En ce qui concerne les fonds durables, le ratio de dépenses influence énormément le délai de résilience. Pour chaque unité de dépense supplémentaire la durée de résilience est multipliée par 30. Dans le cas de ratio, 1 unité supplémentaire représente une augmentation des dépenses égale à la taille moyenne du fonds (TNA). En d'autres mots, une augmentation du ratio de dépense de 1% rallonge la durée de résilience des fonds durables de 30%. Ce résultat est statistiquement significatif et ce quel que soit le niveau de confiance choisi.

Les flux de fonds ont le même effet sur les fonds conventionnels et les fonds durables. C'est-à-dire que le niveau de flux diminue la durée de résilience. L'effet est plus accentué pour les fonds durables 4,6% pour 0,2% pour leur homologue. Le résultat pour les fonds durables est statistiquement significatif pour un niveau de confiance de 99%. Pour les fonds conventionnels le résultat n'est pas statistiquement significatif.

Le niveau de performance influence la durée de résilience pour les deux fonds. Plus le niveau de performance pré-crise est élevé plus la durée de résilience est faible. Pour les fonds conventionnels l'effet est plus faible (7,5%). De plus ce résultat n'est pas statistiquement significatif. L'effet de la performance sur la durée de résilience des fonds de placement durable est de 32,8%. Ce résultat est statistiquement significatif avec un niveau de confiance de 99%.

L'élasticité revenue des flux n'influence pas la durée de résilience des fonds. Qu'ils soient considérés comme durables ou comme conventionnels.

Pour résumer, les variables qui impactent différemment les fonds conventionnels et les fonds durables sont : celle de la performance et celle des dépenses. Pour la performance on peut voir qu'elle influence plus la résilience des fonds durables que ceux conventionnels même si cette variable influence la durée de résilience de manière négative pour les deux types de fonds. En ce qui concerne la variable NER, pour les fonds conventionnels, elle influence leur durée de résilience de manière négative. Plus un fonds conventionnel dépense, plus son temps de résilience diminuera. A l'inverse, plus un fond durable a un ratio de dépense élevé, plus son temps de résilience sera élevé. Cependant, aucun résultat trouvé pour les fonds conventionnels n'est statistiquement significatif. On ne peut donc tirer aucune conclusion à la suite de cette régression.

#### 4.2.3.3 Test de robustesse

Dans cette section, nous allons réaliser deux régressions sur les différentes variables en y ajoutant la variable catégorie et ensuite la variable domicile. Ces deux régressions sont reprises par **l'annexe 12** et **L'annexe 13**. Voici un tableau résumant la régression avec la variable de contrôle catégorie.

Test de robustesse avec la variable « Category » (Tableau 5)

Variable de contrôle Category		
Age	1,000	(0,296)
Size	1,000**	(0,007)
NER	1,392	(0,156)
Flow	0,989	(0,153)
Alpha	0,776**	(0,002)
Durability	1,182*	(0,051)
Elasticity	1,000*	(0,013)
Category	0,998	(0,225)
N	1386	
Coefficients exponentiels ; P-valeurs entre parenthèses		
*P<0,05; **P<0,01; ***P<0,001		

Tableau reprenant une régression multivariée sur les variables étudiées en ajoutant la variable de contrôle « Category » et montrant leur impact sur la durée de résilience des fonds de placement.

Cette régression permet de dire que la taille des fonds n'a pas d'influence sur la durée de résilience des fonds. Ce résultat est statistiquement significatif avec un niveau de confiance de 99%. Le niveau de performance pré-crise influence négativement la durée de résilience des fonds de placement. Ce résultat est encore une fois statistiquement significatif avec un niveau de confiance de 99%.

Ensuite, le caractère durable influence positivement la durée de résilience. Ce résultat a un niveau de confiance de 90%. Enfin, l'élasticité des fonds n'influence pas la durée de résilience de ceux-ci. Les autres variables ont des résultats qui ne sont pas statistiquement significatifs quel que soit le niveau de confiance choisi. Ces résultats sont consistants avec ceux trouvés lors de notre première régression multivariée. Nous allons maintenant refaire ce test de robustesse avec la variable domicile.

Test de robustesse avec la variable (Tableau 6)

Variable de contrôle Domicile		
Age	1,000	(0,876)
Size	1,000*	(0,036)
NER	1,336	(0,205)
Flow	0,988	(0,118)
Alpha	0,788**	(0,002)
Durability	1,204*	(0,028)
Elasticity	1,000*	(0,011)
Domicile	1,061***	(0,000)
N	1386	
Coefficients exponentiels ; P-valeurs entre parenthèses		
*P<0,05; **P<0,01; ***P<0,001		

Tableau reprenant une régression multivariée sur les variables étudiées en ajoutant la variable de contrôle « Domicile » et montrant leur impact sur la durée de résilience des fonds de placement.

Nous pouvons rapidement voir que ces résultats sont similaires aux résultats trouvés précédemment. C'est-à-dire, une relation négative entre flux et durée de résilience. Une taille qui n'influence pas le temps que met un fonds pour retrouver son niveau de performance. Une relation positive entre le niveau de durabilité et la durée de résilience. Enfin, une élasticité revenue des flux qui n'influence pas cette durée. Le reste des résultats ne sont pas, comme pour les autres régressions statistiquement significatifs.

## 5 Discussion

Dans cette section, nous allons résumer les résultats trouvés dans notre analyse et ensuite les comparer à la littérature existante. Dans ce travail, nous avons analysé l'impact des différentes caractéristiques des fonds dont le caractère durable de ceux-ci. Après avoir analysé nos différentes régressions, nous pouvons émettre plusieurs conclusions.

Pour commencer, nous pouvons dire que la taille des fonds, qui représente l'ensemble de ses actifs en valeur (TNA) n'a pas d'influence sur la résilience des fonds. D'autres études ont trouvé des résultats similaires en ce qui concerne l'analyse de performance des fonds. Des conclusions similaires peuvent être faites en ce qui concerne l'élasticité revenue des flux. En

effet, les différentes régressions montrent que cette élasticité n'a pas d'impact sur la durée que prend un fonds pour revenir à son niveau de performance pré-crise.

Ensuite, nous avons identifié une variable qui influence négativement la durée de résilience des fonds. Autrement dit, plus cette variable est élevée plus la durée de résilience est faible. Il s'agit du niveau de performance pré-crise. C'est-à-dire que les fonds les plus performants sont ceux qui sont les mieux protégés aux crises que nous pouvons connaître. Nous avons vu dans nos différentes régressions que cet impact était de l'ordre de 23%. Pour chaque unité d'alpha supplémentaire, la durée de résilience des fonds diminue de 23%. Un lien peut être fait entre ce résultat et la persistance de la performance. En effet, ce sont les fonds qui performaient le mieux qui ont une durée de résilience la plus faible.

Enfin, nos résultats nous permettent de dire que le niveau de durabilité influence positivement la durée de résilience. En d'autres mots, nous avons pu voir que les fonds classés comme durables, c'est-à-dire ceux qui possèdent 4 ou 5 étoiles (Corporate Sustainability Score fournit par Morningstar), ne sont pas plus résilients que les fonds classés comme conventionnels (Corporate Sustainability Score de 1 à 3). Plus précisément, nos résultats nous disent que les fonds conventionnels auraient une durée de résilience d'environ 17% plus faible que ceux durables selon les régressions. Ce résultat va dans le sens des études qui concluent que les fonds conventionnels ont une meilleure performance que ceux durables.

Nous allons maintenant discuter ces résultats. Dans un premier temps, beaucoup de fonds n'ont pas encore retrouvé leur niveau de performance pré-crise au moment de l'enquête. Nous n'avons donc pas d'indication sur les types de fonds qui seraient le plus résilients après les 13 premiers mois. Une étude ultérieure pourrait être menée quand une plus grande partie des fonds aurait retrouvé leur niveau de performance. Ensuite, nous avons choisi la même date de départ pour chacun des fonds, alors que certains ont peut-être ressenti l'impact de la crise sanitaire à un autre moment. De plus, nous avons pris uniquement les fonds dont l'information était complète. Nous n'avons donc pas d'information sur la résilience de ceux dont nous ne possédions pas toutes les données. Les fonds choisis sont des fonds composés essentiellement d'actions. Des résultats différents peuvent peut-être être trouvés sur les marchés obligataires. Enfin, ce travail s'est concentré sur les caractéristiques des fonds fournis par Morningstar. Nous savons que d'autres caractéristiques ont été étudiées dans l'analyse de performance des fonds et pourraient être étudiées dans le cadre de la résilience des fonds lors de prochaines

études. Pour finir, cette étude se concentre sur le marché des fonds européens. D'autres marchés avec des caractéristiques différentes pourraient trouver des résultats qui contredisent ceux trouvés ici. D'autres études pourraient donc prendre des paramètres d'analyses différents afin de vérifier les résultats trouvés.

## 6 Conclusion

Le but de cette étude a été d'identifier un éventuel lien entre la résilience des fonds et leur stratégie durable. Nous avons pour cela analysé une base de données fournie par Morningstar regroupant de l'information sur 1386 fonds. Nous avons utilisé le modèle de survie grâce auquel nous avons pu identifier les paramètres qui influencent cette durée de résilience. Après l'analyse de nos résultats, il apparaît qu'il existe un lien statistiquement significatif entre le niveau de performance pré-crise et le temps que prend un fonds pour retrouver ce niveau de performance. Plus les fonds étaient performants, moins la durée de résilience était longue. Ensuite, nos résultats ont montré une relation positive entre le niveau de durabilité d'un fonds et son temps de résilience. On peut donc dire d'après cette étude que les fonds conventionnels sont plus résilients que leurs homologues durables. En cela, ce travail répond à ma question de recherche, les stratégies durables ont un négatif impact sur la durée de résilience des fonds.

## Références

- Amenc, Giraud, Martellini & Vaissié (2004). Taking a Close Look at the European Fund of Hedge Funds Industry. *The Journal of Alternative Investments*, 7(3), 59-69. <https://doi.org/10.3905/jai.2004.461458>
- Anson, Spalding, Kwait & Delano (2020). The Sustainability Conundrum. *The Journal of Portfolio Management*, 46(4), 124-138. <https://doi.org/10.3905/jpm.2020.1.132>
- Antoncic, Bekaert, Rothenberg & Noguier (2020). Sustainable Investment - Exploring the Linkage between Alpha, ESG, and SDG's. *SSRN Electronic Journal*. <https://doi.org/10.2139/ssrn.3623459>
- Aragon, Martin & Shi (2019). Who benefits in a crisis? Evidence from hedge fund stock and option holdings. *Journal of Financial Economics*, 131(2), 345-361. <https://doi.org/10.1016/j.jfineco.2017.09.008>
- Atta-Darkua, Chambers, Dimson, Ran & Yu (2020). Strategies for Responsible Investing: Emerging Academic Evidence. *The Journal of Portfolio Management*, 46(3), 26-35. <https://doi.org/10.3905/jpm.2020.46.3.026>
- Auer (2014). Do Socially Responsible Investment Policies Add or Destroy European Stock Portfolio Value? *Journal of Business Ethics*, 135(2), 381-397. <https://doi.org/10.1007/s10551-014-2454-7>
- Barber & Odean (2004). Are individual investors tax savvy? Evidence from retail and discount brokerage accounts. *Journal of Public Economics*, 88(1-2), 419-442. [https://doi.org/10.1016/s0047-2727\(02\)00217-7](https://doi.org/10.1016/s0047-2727(02)00217-7)
- Bauer, Koedijk & Otten (2005). International evidence on ethical mutual fund performance and investment style. *Journal of Banking & Finance*, 29(7), 1751-1767. <https://doi.org/10.1016/j.jbankfin.2004.06.035>
- Bello (2005). Socially responsible investing and portfolio diversification. *Journal of Financial Research*, 28(1), 41-57. <https://doi.org/10.1111/j.1475-6803.2005.00113.x>
- Berk & Green (2004). Mutual Fund Flows and Performance in Rational Markets. *Journal of Political Economy*, 112(6), 1269-1295. <https://doi.org/10.1086/424739>
- Bessler & Hockmann (2016). The Growth and Changing Role of Passive Investments: A Critical Perspective on Index Mutual Funds and Exchange Traded Funds. *Zeitschrift für Bankrecht und Bankwirtschaft*, 28(6), 406-426. <https://doi.org/10.15375/zbb-2016-0607>
- Bessler, Kryzanowski, Kurmann & Lückoff,(2014). Capacity effects and winner fund performance: the relevance and interactions of fund size and family characteristics. *The European Journal of Finance*, 22(1), 1-27. <https://doi.org/10.1080/1351847x.2014.899732>
- Blake & Gruber (1993). The Performance of Bond Mutual Funds *The Journal of Business* [Vol. 66, No. 3](https://www.jstor.org/stable/2353206), 371-403 <https://www.jstor.org/stable/2353206>
- Blake & Timmermann (1998). Mutual Fund Performance: Evidence from the UK. *Review of Finance*, 2(1), 57-77. <https://doi.org/10.1023/a:1009729630606>
- Bodson, Cavenaile & Sougné (2011). Does size affect mutual fund performance? A general approach. *Journal of Asset Management*, 12(3), 163-171. <https://doi.org/10.1057/jam.2011.30>

- Bollen (2007). Mutual Fund Attributes and Investor Behavior. *The Journal of Financial and Quantitative Analysis*, 42(3), 683–708. <http://www.jstor.org/stable/27647316>
- Bolton & Kacperczyk (2020). Carbon Premium around the World. *SSRN Electronic Journal*. <https://doi.org/10.2139/ssrn.3550233>
- Breedt, Ciliberti, Gualdi & Seager (2019). Is ESG an Equity Factor or Just an Investment Guide? *The Journal of Investing*, 28(2), 32-42. <https://doi.org/10.3905/joi.2019.28.2.032>
- Brennam & Hughes (1991). Stock Prices and the Supply of Information. *The Journal of Finance*, 46(5), 1665-1691. <https://doi.org/10.1111/j.1540-6261.1991.tb04639.x>
- Bretscher, Schmid, Sen & Sharma (2020). Institutional Corporate Bond Demand. *SSRN Electronic Journal*. <https://doi.org/10.2139/ssrn.3756280>
- Carhart (1997). On Persistence in Mutual Fund Performance. *The Journal of Finance*, 52(1), 57-82. <https://doi.org/10.1111/j.1540-6261.1997.tb03808.x>
- Chen & Scholtens (2018). The urge to act: A comparison of active and passive socially responsible investment funds in the United States. *Corporate Social Responsibility and Environmental Management*, 25(6), 1154-1173. <https://doi.org/10.1002/csr.1529>
- Chen et al. (2004). Does fund size erode mutual fund performance? The role of liquidity and organization. *American economic review*. Vol 94, 1276-1302.
- Chen, Hong, Huang & Kubik (2004). Does Fund Size Erode Mutual Fund Performance? The Role of Liquidity and Organization. *American Economic Review*, 94(5), 1276-1302. <https://doi.org/10.1257/0002828043052277>
- Ciccotello & Grant (1996). Information Pricing: The Evidence from Equity Mutual Funds. *The Financial Review*, 31(2), 365-380. <https://doi.org/10.1111/j.1540-6288.1996.tb00877.x>
- Conen & Hartmann (2019). The Hidden Risks of ESG Conformity - Benefiting from the ESG Life Cycle. *SSRN Electronic Journal*. <https://doi.org/10.2139/ssrn.3426204>
- Cooper, Gulen & Rau (2005). Changing Names with Style: Mutual Fund Name Changes and Their Effects on Fund Flows. *The Journal of Finance*, 60(6), 2825-2858. <https://doi.org/10.1111/j.1540-6261.2005.00818.x>
- Core, Holthausen & Larcker (1999). Corporate governance, chief executive officer compensation, and firm performance. *Journal of Financial Economics*, 51(3), 371-406. [https://doi.org/10.1016/s0304-405x\(98\)00058-0](https://doi.org/10.1016/s0304-405x(98)00058-0)
- Cornell, Hsu, Kiefer & Wool (2020). Assessing Mutual Fund Performance in China. *The Journal of Portfolio Management*, 46(5), 118-127. <https://doi.org/10.3905/jpm.2020.1.140>
- Dahlquist, Engstrom & Soderlind (2000). Performance and Characteristics of Swedish Mutual Funds. *The Journal of Financial and Quantitative Analysis*, 35(3), 409. <https://doi.org/10.2307/2676211>
- Das, Nandita, Chatterjee, Sunder & Ruf. 2018. “ESG Ratings and the Performance of Socially Responsible Mutual Funds: A Panel Study”. *Journal of Finance Issues* 17 (1):49-57. <https://jfi.aof-mbaa.org/index.php/jfi/article/view/2334>.

Das, Ruf, Chatterjee & Sunder (2018) Fund Characteristics and Performances of Socially Responsible Mutual Funds: Do ESG Ratings Play a Role? (2018). *Journal of Accounting and Finance*, 18(6). <https://doi.org/10.33423/jaf.v18i6.449>

Delmas, Nairn-Birch & Lim (2015). Dynamics of Environmental and Financial Performance. *Organization & Environment*, 28(4), 374-393. <https://doi.org/10.1177/1086026615620238>

Dobson et al. (2020). Ecology and economics for pandemic prevention. *Science*, 369(6502), 379-381. <https://doi.org/10.1126/science.abc3189>

Dolvin, Fulkerson & Krukover (2019). Do “Good Guys” Finish Last? The Relationship between Morningstar Sustainability Ratings and Mutual Fund Performance. *The Journal of Investing*, 28(2), 77-91. <https://doi.org/10.3905/joi.2019.28.2.077>

Droms & Walker (1996). Mutual fund investment performance. *The quarterly review of economics and finance*. Vol 36(3), 347-363.

Droms & Walker (2001). Performance persistence of international mutual funds. *Global Finance Journal*, 12(2), 237-248. [https://doi.org/10.1016/s1044-0283\(01\)00030-8](https://doi.org/10.1016/s1044-0283(01)00030-8)

Edmans (2011). Does the stock market fully value intangibles? Employee satisfaction and equity prices. *Journal of Financial Economics*, 101(3), 621-640. <https://doi.org/10.1016/j.jfineco.2011.03.021>

El Ghouli & Karoui (2017). Does corporate social responsibility affect mutual fund performance and flows? *Journal of Banking & Finance*, 77, 53-63. <https://doi.org/10.1016/j.jbankfin.2016.10.009>

Elton, Gruber & Busse (2004). Are Investors Rational? Choices among Index Funds. *The Journal of Finance*, 59(1), 261-288. <https://doi.org/10.1111/j.1540-6261.2004.00633.x>

Er & Odean (2004). Are individual investors tax savvy? Evidence from retail and discount brokerage accounts. *Journal of Public Economics*, 88(1-2), 419-442. [https://doi.org/10.1016/s0047-2727\(02\)00217-7](https://doi.org/10.1016/s0047-2727(02)00217-7)

Fama & French (1993). Common risk factors in the returns on stocks and bonds. *Journal of Financial Economics*, 33(1), 3-56. [https://doi.org/10.1016/0304-405x\(93\)90023-5](https://doi.org/10.1016/0304-405x(93)90023-5)

Ferreira, Keswani, Miguel & Ramos (2013). The Determinants of Mutual Fund Performance: A Cross-Country Study. *Review of Finance*, 17(2), 483-525. <https://doi.org/10.1093/rof/rfs013>

Ferreira, Keswani, Miguel & Ramos (2019). What determines fund performance persistence? International evidence. *Financial Review*, 54(4), 679-708. <https://doi.org/10.1111/fire.12202>

Fisher-Vanden & Thorburn (2011). Voluntary corporate environmental initiatives and shareholder wealth. *Journal of Environmental Economics and Management*, 62(3), 430-445. <https://doi.org/10.1016/j.jeem.2011.04.003>

Fortin & Michelson (2005). Active international mutual fund management; can managers beat the index? *Managerial Finance*, 31(1), 41-51. <https://doi.org/10.1108/03074350510769451>

Gallefoss, Hansen, Haukaas & Molnár (2015). What daily data can tell us about mutual funds: Evidence from Norway. *Journal of Banking Finance*, 55, 117-129. <https://doi.org/10.1016/j.jbankfin.2015.02.001>

- Gibson, Glossner, Krueger, Matos & Steffen (2019). Responsible Institutional Investing Around the World. SSRN Electronic Journal. <https://doi.org/10.2139/ssrn.3525530>
- Giese, Lee, Melas, Nagy & Nishikawa (2019). Consistent ESG through ESG Benchmarks. The Journal of Index Investing, 10(2), 24-42. <https://doi.org/10.3905/jii.2019.1.072>
- Gil-Bazo & Ruiz-Verdù (2009). The Relation between Price and Performance in the Mutual Fund Industry. The Journal of Finance, 64(5), 2153-2183. <https://doi.org/10.1111/j.1540-6261.2009.01497.x>
- Gil-Bazo, Ruiz-Verdú & Santos (2009). The Performance of Socially Responsible Mutual Funds: The Role of Fees and Management Companies. Journal of Business Ethics, 94(2), 243-263. <https://doi.org/10.1007/s10551-009-0260-4>
- Goldreyer, Ahmed & Diltz (1999). The performance of socially responsible mutual funds: incorporating socio-political information in portfolio selection. Managerial Finance, 25(1), 23-36. <https://doi.org/10.1108/03074359910765830>
- Golec (1996a). The effects of mutual fund managers' characteristics on their portfolio performance, risk and fees. Financial Services Review, 5(2), 133-147. [https://doi.org/10.1016/s1057-0810\(96\)90006-2](https://doi.org/10.1016/s1057-0810(96)90006-2)
- Golec (1996b). The effects of mutual fund managers' characteristics on their portfolio performance, risk and fees. Financial Services Review, 5(2), 133-147. [https://doi.org/10.1016/s1057-0810\(96\)90006-2](https://doi.org/10.1016/s1057-0810(96)90006-2)
- Grimblatt & Titman (1992). The Persistence of Mutual Fund Performance. The Journal of Finance, 47(5), 1977-1984. <https://doi.org/10.1111/j.1540-6261.1992.tb04692.x>
- Grinblatt & Titman (1989). Mutual Fund Performance: An Analysis of Quarterly Portfolio Holdings. The Journal of Business, 62(3), 393. <https://doi.org/10.1086/296468>
- Gruber et al. (1996). The Persistence of Risk-Adjusted Mutual Fund Performance. The Journal of Business. Vol. 69 (2), 133-157
- Guerard (1997). Is there a cost to being socially responsible in investing? Journal of Forecasting, 16(7), 475-490. [https://doi.org/10.1002/\(sici\)1099-131](https://doi.org/10.1002/(sici)1099-131)
- Gusni, Silviana & Hamdani (2018). Factors affecting equity mutual fund performance: evidence from Indonesia. Investment Management and Financial Innovations, 15(1), 1-9. [https://doi.org/10.21511/imfi.15\(1\).2018.01](https://doi.org/10.21511/imfi.15(1).2018.01)
- Hamilton & Statman (1993). Doing Well While Doing Good? The Investment Performance of Socially Responsible Mutual Funds. Financial Analysts Journal, 49(6), 62-66. <https://doi.org/10.2469/faj.v49.n6.62>
- Hong & Kacperczyk (2009). The price of sin: The effects of social norms on markets. Journal of Financial Economics, 93(1), 15-36. <https://doi.org/10.1016/j.jfineco.2008.09.001>
- Indro, Jiang, Patuwo & Zhang (1999a). Predicting mutual fund performance using artificial neural networks. Omega, 27(3), 373-380. [https://doi.org/10.1016/s0305-0483\(98\)00048-6](https://doi.org/10.1016/s0305-0483(98)00048-6)
- Indro, Jiang, Patuwo & Zhang (1999b). Predicting mutual fund performance using artificial neural networks. Omega, 27(3), 373-380. [https://doi.org/10.1016/s0305-0483\(98\)00048-6](https://doi.org/10.1016/s0305-0483(98)00048-6)

- Ippolito (1989). Efficiency With Costly Information: A Study of Mutual Fund Performance, 1965–1984. *The Quarterly Journal of Economics*, 104(1), 1. <https://doi.org/10.2307/2937832>
- Jegadeesh & Titman (1993). Returns to Buying Winners and Selling Losers: Implications for Stock Market Efficiency. *The Journal of Finance*, 48(1), 65-91. <https://doi.org/10.1111/j.1540-6261.1993.tb04702.x>
- Jensen (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>
- Jones & Fabozzi (2008). Investment Companies. *Handbook of Finance*. <https://doi.org/10.1002/9780470404324.hof001064>
- Kaplan & Meier (1958). Nonparametric Estimation from Incomplete Observations. *Journal of the American Statistical Association*, 53(282), 457-481. <https://doi.org/10.1080/01621459.1958.10501452>
- Klassen & McLaughlin (1996). The Impact of Environmental Management on Firm Performance. *Management Science*, 42(8), 1199-1214. <https://doi.org/10.1287/mnsc.42.8.1199>
- Klemens & Kremnitzer (2012). Comparing active and passive fund management in emerging markets. Senior honors thesis, University of California, Berkeley
- Lobão & Gomes (2015). Performance and characteristic of mutual funds: evidence from the Portuguese market. *Revista de Gestão, Finanças e Contabilidade*, 5(4), 125-148. <https://doi.org/10.18028/2238-5320/rgfc.v5n4p125-148>
- Lynch & Musto (2003). How Investors Interpret Past Fund Returns. *The Journal of Finance*, 58(5), 2033-2058. <https://doi.org/10.1111/1540-6261.00596>
- Malkiel (2003). The Efficient Market Hypothesis and Its Critics. *Journal of Economic Perspectives*, 17(1), 59-82. <https://doi.org/10.1257/089533003321164958>
- Matallín-Sáez, Soler-Domínguez, Tortosa-Ausina (2016). On the robustness of persistence in mutual fund performance. *The North American Journal of Economics and Finance*, 36, 192-231. <https://doi.org/10.1016/j.najef.2016.01.002>
- Matatko & Luther (1997). Ethical Unit Trust Financial Performance: Small Company Effects and Fund Size Effects. *Journal of Business Finance*, 24(5), 705-725.
- Nanda, Wang & Dass (2011). Coordination Costs and Team Performance: Evidence from balanced Funds. *SSRN Electronic Journal*. <https://doi.org/10.2139/ssrn.1787211>
- Otten & Bams (2002a). European Mutual Fund Performance. *European Financial Management*, 8(1), 75-101. <https://doi.org/10.1111/1468-036x.00177>
- Otten & Bams (2002b). European Mutual Fund Performance. *European Financial Management*, 8(1), 75-101. <https://doi.org/10.1111/1468-036x.00177>
- Pástor & Vorsatz (2020). Mutual Fund Performance and Flows during the COVID-19 Crisis. *The Review of Asset Pricing Studies*, 10(4), 791-833. <https://doi.org/10.1093/rapstu/raaa015>
- Perold & Salomon (1991). The Right Amount of Assets Under Management. *Financial Analysts Journal*, 47(3), 31-39. <https://doi.org/10.2469/faj.v47.n3.31>

Peterson, Petranico, Riepe & Xu (2001). Explaining the Performance of Domestic Equity Mutual Funds. *The Journal of Investing*, 10(3), 81-91. <https://doi.org/10.3905/joi.2001.319477>

Plagge & Grim (2020). Have Investors Paid a Performance Price? Examining the Behavior of ESG Equity Funds. *The Journal of Portfolio Management*, 46(3), 123-140. <https://doi.org/10.3905/jpm.2020.46.3.123>

Pollet & Wilson (2008). How Does Size Affect Mutual Fund Behavior? *The Journal of Finance*, 63(6), 2941-2969. <https://doi.org/10.1111/j.1540-6261.2008.01417.x>

Post & Byron (2015). Women on Boards and Firm Financial Performance: A Meta-Analysis. *Academy of Management Journal*, 58(5), 1546-1571. <https://doi.org/10.5465/amj.2013.0319>

Prather, Bertin & Henker (2004). Mutual fund characteristics, managerial attributes, and fund performance. *Review of Financial Economics*, 13(4), 305-326. <https://doi.org/10.1016/j.rfe.2003.11.002>

Prather, Bertin, Henker (2004). Mutual fund characteristics, managerial attributes, and fund performance. *Review of Financial Economics* 13(4):305-326

Rahman & Xiao (2016). The investment performance, attributes, and investment behavior of ethical equity mutual funds in the US: an empirical investigation. *Review of Quantitative Finance and Accounting*, 49(1), 91-116. <https://doi.org/10.1007/s11156-016-0581-1>

Redman et al. (2000). The performance of global and international mutual funds. *Journal of financial and strategic decisions* volume 13 number 1.

Renneboog, Ter Horst & Zhang (2008a). The price of ethics and stakeholder

Rompotis (2009). Active vs. Passive Management: New Evidence from Exchange Traded Funds. *SSRN Electronic Journal*. <https://doi.org/10.2139/ssrn.1337708>

Sawicki & Finn (2002). Smart Money and Small Funds. *Journal of Business Finance & Accounting*, 29(5 & 6), 825-846. <https://doi.org/10.1111/1468-5957.00452>

Schober & Vetter (2018). Survival Analysis and Interpretation of Time-to-Event Data. *Anesthesia & Analgesia*, 127(3), 792-798. <https://doi.org/10.1213/ane.0000000000003653>

Schröder (2004) The performance of socially responsible investments: Investment funds and indices. *Swiss Society for financial market research*. 122-142

See & Jusoh (2012). Fund characteristics and fund performance. *International Journal of Economics and Management Sciences*, 1(9), 31-43.

Sharpe (1966). Mutual Fund Performance. *The Journal of Business*, 39(S1), 119. <https://doi.org/10.1086/294846>

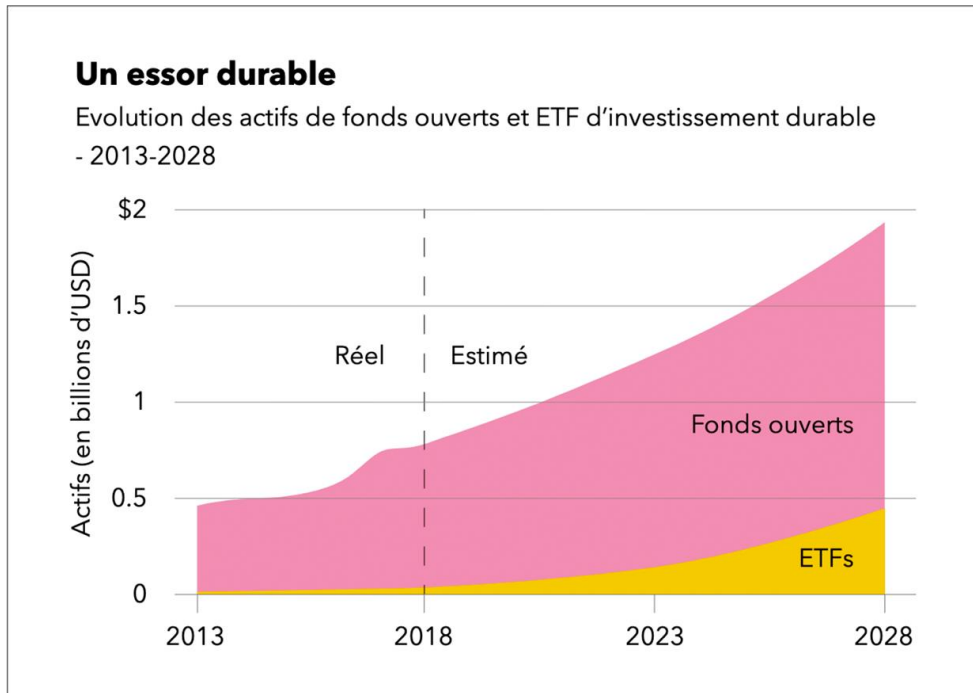
Statman (2000). Socially Responsible Mutual Funds (corrected). *Financial Analysts Journal*, 56(3), 30-39. <https://doi.org/10.2469/faj.v56.n3.2358>

Stuart & Ahuja (1996) Does it pay to be green? An empirical examination of the relationship between emission reduction and firm performance. *Nusiness Strategy and the Environment*. Vol 5(1). 30-37

- Tang, Wang & Xu (2012a). Size and performance of Chinese mutual funds: The role of economy of scale and liquidity. *Pacific-Basin Finance Journal*, 20(2), 228-246.  
<https://doi.org/10.1016/j.pacfin.2011.09.002>
- Tang, Wang & Xu, (2012b). Size and performance of Chinese mutual funds: The role of economy of scale and liquidity. *Pacific-Basin Finance Journal*, 20(2), 228-246.  
<https://doi.org/10.1016/j.pacfin.2011.09.002>
- Treynor & Mazuy (1966). Can Mutual Funds Outguess the Market? *Harvard Business Review*, 4, 131-136.
- Trinks & Scholtens (2015). The Opportunity Cost of Negative Screening in Socially Responsible Investing. *Journal of Business Ethics*, 140(2), 193-208. <https://doi.org/10.1007/s10551-015-2684-3>
- Trinks & Scholtens (2017) The Opportunity Cost of Negative Screening in Socially Responsible Investing *Journal of Business Ethics* 140, Pages 193–208
- Vidal-Garcca, Vidal & Boubaker (2016). A Comparison of Short-Term Persistence of Mutual Fund Performance in Europe. *SSRN Electronic Journal*. <https://doi.org/10.2139/ssrn.2746254>
- Vidal-García (2013). The persistence of European mutual fund performance. *Research in International Business and Finance*, 28, 45-67. <https://doi.org/10.1016/j.ribaf.2012.09.004>
- Wermers (2000). Mutual Fund Performance: An Empirical Decomposition into Stock-Picking Talent, Style, Transactions Costs, and Expenses. *The journal of finance*. Vol 55(4), 1655-1695)
- Yan (2008). Liquidity, Investment Style, and the Relation between Fund Size and Fund Performance. *Journal of Financial and Quantitative Analysis*, 43(3), 741-767.  
<https://doi.org/10.1017/s0022109000004270>

## Annexes

### Annexe 1 : Prédiction du volume d'actif durable



### Annexe 2 : Test de proportionnalité des risques

Test of proportional-hazards assumption

Time function: Analysis time

	chi2	df	Prob>chi2
Global test	<b>86.18</b>	<b>6</b>	<b>0.0000</b>

### Annexe 3 : Distribution et fréquence de la variables domicile

Distribution des fréquences pour Domicile, obs 1-1386

	fréquence	rel.	cum.	
1	21	1,52%	1,52%	
2	25	1,80%	3,32%	
3	2	0,14%	3,46%	
5	38	2,74%	6,20%	
6	202	14,57%	20,78%	*****
7	105	7,58%	28,35%	**
8	1	0,07%	28,43%	
9	134	9,67%	38,10%	***
10	23	1,66%	39,75%	
11	2	0,14%	39,90%	
12	711	51,30%	91,20%	*****
13	29	2,09%	93,29%	
14	2	0,14%	93,43%	
15	47	3,39%	96,83%	*
16	14	1,01%	97,84%	
17	7	0,51%	98,34%	
18	23	1,66%	100,00%	

### Annexe 4 : Distribution et fréquence pour la variable Catégorie

Distribution des fréquences pour Catogory, obs 1-1386

	fréquence	rel.	cum.	
0	10	0,72%	0,72%	
1	3	0,22%	0,94%	
2	3	0,22%	1,15%	
3	2	0,14%	1,30%	
4	20	1,44%	2,74%	
5	5	0,36%	3,10%	
6	12	0,87%	3,97%	
7	15	1,08%	5,05%	
8	2	0,14%	5,19%	
9	1	0,07%	5,27%	
10	2	0,14%	5,41%	
11	1	0,07%	5,48%	
12	3	0,22%	5,70%	
13	4	0,29%	5,99%	
14	11	0,79%	6,78%	
15	3	0,22%	7,00%	
18	20	1,44%	8,44%	
19	2	0,14%	8,59%	
20	24	1,73%	10,32%	
21	35	2,53%	12,84%	
22	128	9,24%	22,08%	***
23	34	2,45%	24,53%	
24	29	2,09%	26,62%	
25	21	1,52%	28,14%	
26	28	2,02%	30,16%	
27	12	0,87%	31,02%	
28	4	0,29%	31,31%	

29	8	0,58%	31,89%
30	93	6,71%	38,60% **
31	8	0,58%	39,18%
32	9	0,65%	39,83%
33	7	0,51%	40,33%
34	37	2,67%	43,00%
35	6	0,43%	43,43%
36	17	1,23%	44,66%
37	8	0,58%	45,24%
38	69	4,98%	50,22% *
39	7	0,51%	50,72%
40	28	2,02%	52,74%
41	28	2,02%	54,76%
42	1	0,07%	54,83%
43	118	8,51%	63,35% ***
44	54	3,90%	67,24% *
45	18	1,30%	68,54%
46	6	0,43%	68,98%
47	7	0,51%	69,48%
48	1	0,07%	69,55%
49	10	0,72%	70,27%
51	17	1,23%	71,50%
52	6	0,43%	71,93%
53	27	1,95%	73,88%
54	4	0,29%	74,17%
56	8	0,58%	74,75%
57	2	0,14%	74,89%
59	2	0,14%	75,04%
62	2	0,14%	75,18%
63	6	0,43%	75,61%
64	4	0,29%	75,90%
65	1	0,07%	75,97%
66	86	6,20%	82,18% **
67	2	0,14%	82,32%
69	13	0,94%	83,26%
70	3	0,22%	83,48%
71	6	0,43%	83,91%
72	4	0,29%	84,20%
73	8	0,58%	84,78%
74	3	0,22%	84,99%
75	1	0,07%	85,06%
76	4	0,29%	85,35%
77	1	0,07%	85,43%
78	8	0,58%	86,00%
79	15	1,08%	87,09%
80	7	0,51%	87,59%
81	6	0,43%	88,02%
82	19	1,37%	89,39%
83	4	0,29%	89,68%
84	6	0,43%	90,12%
85	2	0,14%	90,26%
86	5	0,36%	90,62%
87	2	0,14%	90,76%
88	19	1,37%	92,14%
90	6	0,43%	92,57%
92	14	1,01%	93,58%
93	1	0,07%	93,65%
94	1	0,07%	93,72%
95	1	0,07%	93,80%
96	1	0,07%	93,87%
99	7	0,51%	94,37%
100	33	2,38%	96,75%
101	19	1,37%	98,12%
102	17	1,23%	99,35%
103	2	0,14%	99,49%
104	7	0,51%	100,00%

Annexe 5 : Description de l'analyse de survie

Failure \_d: **Event**  
 Analysis time \_t: **Time\_Resilience**

Category	Total	Per subject			
		Mean	Min	Median	Max
Number of subjects	<b>1386</b>				
Number of records	<b>1386</b>	<b>1</b>	<b>1</b>	<b>1</b>	<b>1</b>
Entry time (first)		<b>0</b>	<b>0</b>	<b>0</b>	<b>0</b>
Exit time (final)		<b>7.854978</b>	<b>1</b>	<b>8</b>	<b>13</b>
Subjects with gap	<b>0</b>				
Time on gap	<b>0</b>				
Time at risk	<b>10887</b>	<b>7.854978</b>	<b>1</b>	<b>8</b>	<b>13</b>
Failures	<b>823</b>	<b>.5937951</b>	<b>0</b>	<b>1</b>	<b>1</b>

Annexe 6 : Description de l'analyse de survie

Failure \_d: **Event**  
 Analysis time \_t: **Time\_Resilience**

	Time at risk	Incidence rate	Number of subjects	Survival time		
				25%	50%	75%
Total	<b>10,887</b>	<b>.0755947</b>	<b>1386</b>	<b>2</b>	<b>8</b>	<b>.</b>









## Annexe 9 : Régression multivarié 1

Loglogistic AFT regression

No. of subjects = **1,386**

Number of obs = **1,386**

No. of failures = **823**

Time at risk = **10,887**

LR chi2(6) = **31.44**

Log likelihood = **-1920.8371**

Prob > chi2 = **0.0000**

_t	Coefficient	Std. err.	z	P> z	[95% conf. interval]	
Age	-.0003219	.0003347	-0.96	0.336	-.000978	.0003341
Size	8.71e-11	3.29e-11	2.65	0.008	2.26e-11	1.52e-10
NER	.3121379	.2325051	1.34	0.179	-.1435637	.7678394
Flow	-.0112565	.0074751	-1.51	0.132	-.0259075	.0033945
Alpha	-.2709785	.0809585	-3.35	0.001	-.4296543	-.1123027
Durability	.1607814	.0856474	1.88	0.060	-.0070844	.3286472
Elsaticity_Revenu	.0003762	.0001535	2.45	0.014	.0000754	.000677
_cons	1.827297	.1604849	11.39	0.000	1.512752	2.141842
/lngamma	-.1602723	.0292305	-5.48	0.000	-.217563	-.1029816
gamma	.8519118	.0249018			.8044769	.9021436

## Annexe 10 : Régression multiple des fonds conventionnelles

Loglogistic AFT regression

No. of subjects = **784**

Number of obs = **784**

No. of failures = **483**

Time at risk = **5,980**

LR chi2(5) = **11.91**

Log likelihood = **-1091.8201**

Prob > chi2 = **0.0361**

_t	Coefficient	Std. err.	z	P> z	[95% conf. interval]	
Age	.0004966	.0004408	1.13	0.260	-.0003674	.0013606
Size	6.86e-11	4.73e-11	1.45	0.146	-2.40e-11	1.61e-10
NER	-.1108277	.2009414	-0.55	0.581	-.5046657	.2830102
Flow	-.0015322	.0057123	-0.27	0.789	-.0127282	.0096637
Alpha	-.0774305	.1033975	-0.75	0.454	-.280086	.1252249
Elsaticity_Revenu	.0004117	.0001533	2.69	0.007	.0001113	.0007121
_cons	1.944252	.1206426	16.12	0.000	1.707797	2.180707
/lngamma	-.2058145	.0380181	-5.41	0.000	-.2803285	-.1313005
gamma	.8139841	.0309461			.7555355	.8769542



Annexe 13 : Régression multiple avec la variable de contrôle Domicile

Loglogistic AFT regression

No. of subjects = **1,386**

Number of obs = **1,386**

No. of failures = **823**

Time at risk = **10,887**

LR chi2(7) = **51.88**

Log likelihood = **-1910.6172**

Prob > chi2 = **0.0000**

_t	Coefficient	Std. err.	z	P> z	[95% conf. interval]	
Age	.0000531	.0003416	0.16	0.876	-.0006164	.0007227
Alpha	-.2386128	.0807761	-2.95	0.003	-.3969311	-.0802945
Size	6.75e-11	3.22e-11	2.10	0.036	4.42e-12	1.31e-10
Flow	-.011671	.0074719	-1.56	0.118	-.0263155	.0029736
NER	.2896312	.2283739	1.27	0.205	-.1579733	.7372357
Durability	.1860725	.0849408	2.19	0.028	.0195916	.3525533
Elasticity_Revenu	.0003832	.0001513	2.53	0.011	.0000868	.0006797
Domicile	.0588588	.0130022	4.53	0.000	.0333748	.0843427
_cons	1.141796	.2182788	5.23	0.000	.7139777	1.569615
/lngamma	-.1707229	.029272	-5.83	0.000	-.2280949	-.1133509
gamma	.8430551	.0246779			.7960487	.8928373