

Mémoire présenté devant l'Université de Paris Dauphine
pour l'obtention du diplôme du Master Actuariat
et l'admission à l'Institut des Actuaires
le 28 janvier 2019

Par : Florian Montanier

Titre : *Robo-advisors* : quelles opportunités pour l'assureur-vie ?

Confidentialité : ☒ Non ☐ Oui (Durée : ☐ 1 an ☐ 2 ans)

Les signataires s'engagent à respecter la confidentialité ci-dessus

*Membres présents du jury de l'Institut
des Actuaires :*

Entreprise :  MAZARS
Nom : Alexandre Guchet
Signature :

*Membres présents du jury du Master
Actuariat de Paris Dauphine :*

Directeurs de mémoire en entreprise :
Noms : Axel Truy & Estelle Blumereau
Signatures :

*Autorisation de publication et de mise en ligne sur un site de diffusion de documents
actuariels (après expiration de l'éventuel délai de confidentialité)*

Secrétariat :

Signature du responsable entreprise

Bibliothèque :

Signature du candidat

Résumé

L'épargne en euros demeure le support préféré des Français avec un encours de plus de 1300 milliards d'euros fin 2017. Cependant, les récentes évolutions financières et réglementaires ne sont pas favorables aux assureurs proposant ces contrats. Le contexte actuel de taux bas rend délicat le service des taux garantis. En parallèle, Solvabilité 2 enfonce le clou puisque les contrats en euros nécessitent un besoin en capital réglementaire (SCR) nettement supérieur aux contrats en unités de compte (UC). Plusieurs stratégies sont alors mises en place pour réorienter l'épargne des assurés vers les UC et commencent doucement à porter leurs fruits, mais de façon encore trop limitée face aux enjeux. Malgré une collecte en UC en hausse en 2017, les contrats en euros restent incontournables dans un marché encore immature car peu éduqué aux produits financiers et traditionnellement adverse au risque. Les options de gestion pilotée ou sous mandat apparaissent comme une réponse possible pour rassurer les investisseurs. Coûteuses, ces options ne sont accessibles qu'à une clientèle patrimoniale. Leur démocratisation devient alors un enjeu pour le secteur de l'assurance. Dans ce contexte, ce mémoire se propose d'étudier la solution potentielle que représentent les *robo-advisors*, conseillers en gestion de portefeuille automatisés. Nés à la fin des années 2000 aux États-Unis, ils sont apparus en France plus discrètement entre 2012 et 2016. Aujourd'hui, les acteurs majeurs se comptent sur les doigts de la main : Yomoni, WeSave, Fundshop, Advize et Marie Quantier. Une étude menée par Statista estime qu'en 2017, ces *robo-advisors* français gèrent près de 186 millions d'euros. Encore loin de l'encours des assureurs-vie, ces nouveaux acteurs ne devraient cesser de croître grâce à leur promesse d'automatiser la gestion de l'épargne et de proposer ce service à l'ensemble de la population. Disponibles en ligne, ils s'adressent à l'ensemble des investisseurs en abaissant les seuils d'éligibilité et en diminuant les coûts. En misant sur la digitalisation, ils séduisent une clientèle de plus en plus exigeante sur le confort et l'accessibilité des services.

Ce mémoire propose de se concentrer sur les *robo-advisors* et leur possible évolution dans un environnement assurantiel de plus en plus réglementé. Pour cette étude, un important état de l'art est dressé afin de restituer le cadre des *robo-advisors* en assurance-vie et leurs contraintes telles que le devoir de conseil ou la réglementation PRIIPs entrée en vigueur le 1^{er} janvier 2018. Une démythification de ces robots est ensuite entreprise afin d'analyser, étape par étape, le processus d'automatisation et les pistes d'amélioration en construisant un *robo-advisor* primitif se positionnant comme un nouvel entrant sur le marché et appliquant une approche *benchmark*. Le profilage des clients est d'abord étudié, en réalisant un *scoring* puis en utilisant des modèles de *machine learning* prenant en compte la satisfaction des clients. L'étude se poursuit sur la construction des portefeuilles à partir d'un panier d'actifs, pour ensuite évoquer le besoin de suivi et de rééquilibrage de ces portefeuilles. Les contraintes réglementaires induites par PRIIPs sont alors ajoutées à la conception du robot, pour donner un outil d'aide à la décisions aux investisseurs. Enfin, une refonte de l'architecture classique est envisagée par la construction et l'optimisation d'une méthode utilisant les algorithmes dits *Case-based Recommender Systems* (CBRS), qui reposent sur une extension du conseil humanisé et s'inspirent des méthodes de recommandations du e-commerce. En se basant sur la ressemblance avec des clients ayant reçus des conseils pour leur épargne, les CBRS vont proposer des allocations similaires à un nouvel investisseur. Cette technique offre une granularité plus fine dans les allocations et les supports d'investissements, et ainsi plus de personnalisation dans le portefeuille proposé.

Mots-clés : *Robo-advisors, Assurance-vie, Épargne, UC, Gestion de patrimoine, Devoir de conseil, PRIIPs, Markowitz, Gestion de Portefeuille, Case-based Recommender Systems.*

Abstract

With a portfolio in excess of €1300 billion in 2017, euro savings are firmly established as the preferred life-insurance product for people in France. However, the last financial and regulatory developments are not favourable to insurers. The low interest rates context makes difficult to pay guaranteed rates. Simultaneously, Solvency II drives the point home since euro contracts require significantly more regulatory capital (SCR) than unit-linked (UL) contracts. Several strategies are thus set up to redirect policyowners' savings to UL contracts and start to blossom, but in a too limited way to face the issue. Despite an increase in inflows of UL in 2017, euro savings contracts remain essential in an immature market, which is poorly educated on financial products and traditionnaly risk averse. Guided or delegated management options appear like a possible answer to reassure investors. Costly, these options are only available for wealthy customers. Their democratization thus becomes a challenge for insurance industry. In this context, this thesis aims at studying the potential solution offered by robo-advisors, automated wealth management advisors. Born in the late 2000s in the USA, robo-advisors emerged more unobtrusively in France between 2012 and 2016. Nowadays, the main players can be counted on the fingers of one hand : Yomoni, WeSave, Fundshop, Advize and Marie Quantier. A study conducted by Statista estimates that in 2017, these robo-advisors manage almost €186 million. Although far from life insurers outstandings, these new stakeholders should not stop growing thanks to their promise of wealth management automation and of offering this service widely. Availblable online, they target investors in their whole by lowering delegated management options thresholds and by reducing costs compared to traditional advisors. Betting on digitalization, they are seducing customers who are more and more demanding on comfort and services accessibility.

This thesis propose to focus on robo-advisors and their possible evolution in a more and more supervised insurance environment. In this study, a large state of the art is carried out to picture the sphere of robo-advisors in life insurance and their constraints, such as the duty to advise or the PRIIPs regulation entered into force in january 2018. A demystification of these robots is next performed, to analyse step by step the automation process and the improvement possibilities, by building a primitive robo-advisor which acts as a new entrant on the market which adopts a benchmark approach. Profiling of customers is firstly studied, by producing a scoring and then by using machine learning models taking into account customers' satisfaction. This study continues on the building of portfolios from a basket of assets, to then focus on the need of monitoring and rebalancing these portfolios. Regulatory constraints induced by PRIIPs are then embedded in the design of the robot, to give a decision support tool to investors. Eventually, a redesign of the classic architecture is studied by building and optimizing a method using algorithms so called Case-based Recommender Systems (CBRS), which rely on an humanised advisory extension and draw from e-commerce recommandation techniques. Based on the resemblance with clients who received advice on their savings, CBRS propose similar allocations to a new investor. This technique offers a finer granularity in allocations and investment products, and thus more customization in the suggested portfolio.

Keywords : *Robo-advisors, Life insurance, Saving, Unit-linked contracts, Wealth management, Duty to advise, PRIIPs, Markowitz, Portfolio management, Case-based Recommender Systems.*

Note de Synthèse

Le remaniement du paysage de l'épargne accompagné par les *robo-advisors*

Un *robo-advisor* est un conseiller en gestion de patrimoine automatisé, qui opère grâce à des algorithmes, nécessitant peu ou pas d'intervention humaine. Ces «robots-conseillers» sont programmés pour effectuer l'ensemble des opérations du parcours client dans la gestion de son patrimoine, telles que l'enregistrement, l'analyse du profil et des objectifs de l'investisseur, le conseil sur l'allocation d'actifs, le suivi et le rééquilibrage du portefeuille. Nés à la fin des années 2000 aux États-Unis avec comme précurseur la société Betterment, les *robo-advisors* sont apparus en France plus discrètement entre 2012 et 2016. Aujourd'hui, les acteurs majeurs se comptent sur les doigts de la main : Yomoni, WeSave, Fundshop, Advize et Marie Quantier. Une étude menée par Statista estime qu'en 2017, ces *robo-advisors* français gèrent près de 186 millions d'euros. Bien qu'infime comparé à l'encours des assureurs vie, qui s'élève à 1676 milliards d'euros en 2017, ces nouveaux acteurs ne devraient cesser de croître grâce à leur promesse d'automatiser la gestion de l'épargne, s'insérant dans un paysage assurantiel en transition.

Avec un encours de plus de 1300 milliards d'euros en 2017, l'épargne en euros s'affirme comme le support d'assurance-vie préféré des Français, grâce à son triptyque capital garanti, rendement attractif et liquidité à tout instant. Cependant, les récentes évolutions financières et réglementaires ne sont pas favorables à la prospérité des assureurs-vie proposant des contrats en euros. Le contexte de taux bas persistant rend délicat le service des taux garantis, particulièrement sur les contrats anciens pour lesquels les engagements pris se révèlent déconnectés de l'état du marché. En parallèle, Solvabilité II enfonce le clou sur les difficultés inhérentes aux garanties en euros, puisque les contrats en euros nécessitent un besoin en capital réglementaire nettement supérieur aux contrats en unités de compte (UC). Ce contexte pousse les assureurs à diminuer les taux servis, sous l'impulsion du régulateur, et à doter la provision pour excédents. Les taux sans risque négatifs vont jusqu'à remettre en cause le concept même de capital garanti et donc le contrat en euros. Pour les assureurs français, une réponse simple est de chercher à réorienter l'épargne des assurés vers les supports en UC. Pour atteindre ce but, différentes stratégies sont mises en place et commencent doucement à porter leurs fruits, mais de façon encore limitée pour faire face aux enjeux actuels. En effet, malgré une collecte de 28% en UC en 2017 contre seulement 20% en 2016, les contrats en euros restent incontournables. Les acteurs assurantiers font face à un marché encore immature car adverse au risque et peu éduqué au risque financier et aux produits d'investissements tels que les unités de compte. Les options de gestion pilotée ou sous mandat, qui offrent à l'assuré la possibilité de déléguer la gestion de son épargne à son assureur, apparaissent comme une réponse possible pour rassurer les investisseurs. Aujourd'hui coûteuses, ces options ne sont accessibles qu'à une clientèle patrimoniale. Leur démocratisation devient alors un enjeu pour le secteur de l'assurance.

En quoi les *robo-advisors* participent-ils à la diffusion de la gestion de l'épargne et des UC ? Disponibles en ligne, ils s'adressent à l'ensemble des investisseurs en abaissant les seuils d'éligibilité aux options de gestion sous mandat et en diminuant les coûts par rapport aux conseillers traditionnels. En misant sur la digitalisation et un interfaçage ergonomique, ils séduisent une clientèle de plus en

plus exigeante sur le confort et l'accessibilité des services. Pour s'attaquer à la problématique de transition de l'assurance-vie, la potentielle réponse que représentent les *robo-advisors* est étudiée dans ce mémoire. Que se cache-t-il derrière ce terme ? Simple opération *marketing* jouant sur l'interfaçage pour créer un nouveau canal de distribution ou véritable innovation disruptive ? Quelles évolutions sont envisageables face au prisme réglementaire de l'assurance-vie ?

Démythification des *robo-advisors*

L'état de l'art des acteurs français met en évidence une structure type, offrant une prestation de conseil digitalisée. Le parcours client s'articule en 4 étapes :

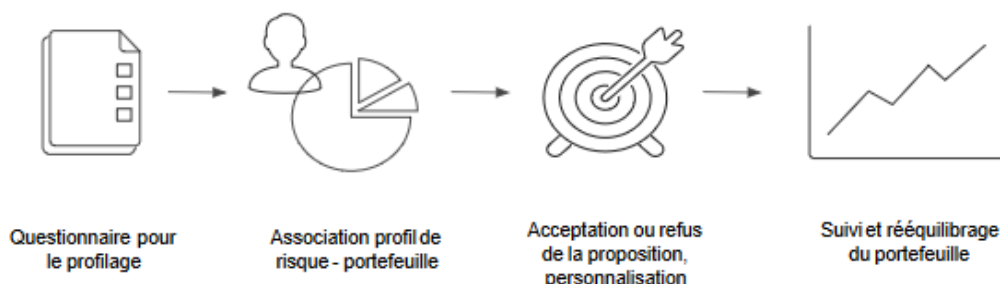


FIGURE 1 - Parcours client avec un *robo-advisor*.

Comment ces tâches ont-elles été robotisées ? Notre démarche vise à simuler l'entrée d'un nouvel acteur sur le marché en construisant un robot primitif et en décomposant étape par étape la chaîne d'exécution. Au delà d'un simple *benchmark*, notre étude propose des pistes d'amélioration, en se focalisant sur l'expérience client, l'amélioration technique et la conformité réglementaire.

PROFIL DE RISQUE

Une pratique de marché est de réaliser le profilage à partir d'un questionnaire associé à un *scoring*. En partant d'un *benchmark* et avec l'expertise d'une *Associate Private Banker*, nous avons donc établi ce questionnaire pour déterminer 5 profils de risque, de « sécuritaire » à « audacieux », en respectant les préconisations du devoir de conseil. L'approche par *scoring* est cependant très limitée car c'est une technique *a priori*, dépendante de son concepteur. Pour y remédier, deux solutions s'offrent à nous : un apprentissage non supervisé pour isoler les poches de clientèle, ou un approche rétro-active se basant sur un KPI (*Key Performance Indicator*). Dans cette étude, nous avons opté pour cette seconde option. À l'aide des données de Musto et al. (2015) contenant une liste de variables caractérisant une clientèle ayant reçu des conseils en patrimoine, des modèles de *machine learning* ont été entraînés pour prédire le profil de risque avec comme KPI la satisfaction, illustrant l'approche rétro-active. Les meilleurs modèles d'apprentissage ont montré près de 85% de satisfaction dans la prédiction du profil de risque. En pratique, l'utilisation d'une base de données plus complète pourrait affiner cette prédiction.

Cette piste de perfectionnement grâce aux techniques de *machine learning* est néanmoins soumise aux évolutions réglementaires sur le sujet. L'article 13 du RGPD (Règlement général sur la protection des données) précise que le responsable du traitement doit être en mesure d'expliquer l'origine de la décision automatisée. Dès lors, l'utilisation de modèles de *machine learning* en « boîte noire » devient limitée. Pour résoudre ce problème, des outils ont vu le jour, parmi lesquels se trouve LIME (*Local Interpretable Model-Agnostic Explanations*). Cette nouvelle génération d'outils est capable d'expliquer des boîtes noires par des modèles facilement interprétables, comme illustré en figure 2 qui montre l'impact des variables sur la probabilité que l'individu testé soit de profil 3. Ces techniques pourraient alors démocratiser l'utilisation des méthodes de *machine learning* et restaurer la confiance des utilisateurs envers les prédictions.

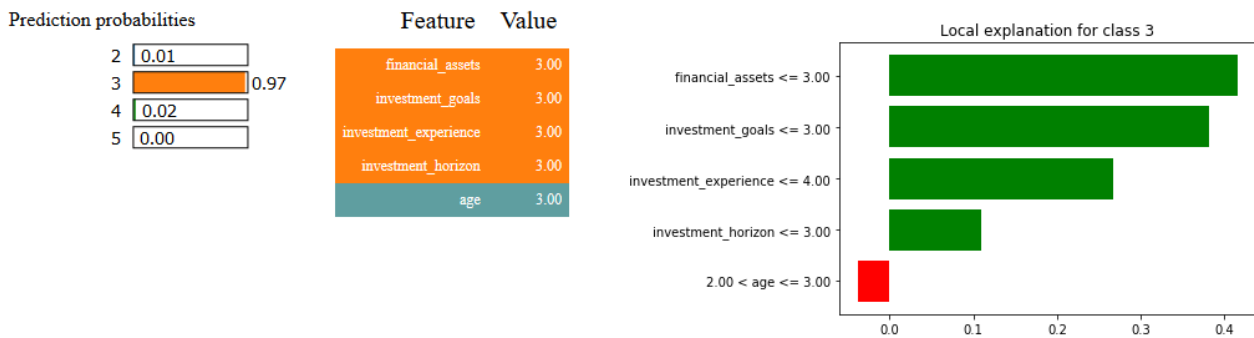


FIGURE 2 - Explication d'une prédiction pour un individu de profil 3.

Un autre moyen envisagé pour améliorer la prédiction serait l'enrichissement des données. Deux solutions se présentent alors. D'une part, augmenter le nombre de questions, en trouvant un compromis pour ne pas décourager le répondant. D'autre part, les données recueillies pourraient être enrichies, par exemple par l'apport de données internes chez les bancassureurs, ou de données externes telles que les réseaux sociaux. Cette utilisation des données est néanmoins contrôlée par les régulateurs, qui tentent de protéger les investisseurs¹.

PORTEFEUILLES

Un fois le profilage réalisé, les clients se voient attribuer un portefeuille correspondant à leurs objectifs. Comment ces portefeuilles sont-ils constitués ? Les *robo-advisors* optent pour une gestion passive², qui limite les coûts sans perte de performance. Pour cela, ils investissent généralement sur des *Exchange Traded Funds* (ETF). En effet, une étude menée par Kaya (2017) montre que 96% des *robo-advisors* européens investissent sur des ETFs, dont plus de la moitié exclusivement sur ces fonds. Ces ETFs ont la particularité de répliquer des indices, mais de s'échanger comme des actions sur les marchés. Ils permettent ainsi d'avoir la même exposition en ne réalisant qu'une seule transaction. Pour notre étude, nous avons donc sélectionné un panier de 10 ETFs traquant divers actifs (actions, liquidités, ...).

D'après notre état de l'art, l'approche moyenne-variance de la théorie du portefeuille de Markowitz (1952) sert de référence pour construire les portefeuilles, bien qu'en pratique d'autres méthodes plus complexes viennent combler les lacunes de cette approche. Dans notre application, nous avons choisi de nous baser sur la frontière efficiente de Markowitz. Une fois la frontière isolée, il faut trouver le portefeuille optimal pour chaque individu, c'est-à-dire celui qui maximise son espérance d'utilité. Dans cette théorie, les investisseurs ont une fonction d'utilité quadratique³, caractérisée par un coefficient d'aversion au risque⁴ δ . Il s'agit alors de trouver la courbe d'iso-utilité tangente à la frontière pour chaque profil de risque. En pratique, le choix du coefficient δ n'est pas trivial, nous nous sommes alors basés sur des portefeuilles de marché, en déterminant 5 allocations cibles, une pour chaque profil de risque. Ensuite, il s'agissait d'isoler un portefeuille ayant la même composition sur la frontière, parmi les actifs disponibles, pour finalement retrouver le δ de chaque groupe d'investisseur. Le résultat obtenu est présenté en figure 3.

1. e.g. Recommandation sur l'usage des médias sociaux à des fins commerciales 2016-R-01 du 14/11/2016

2. Un gestion passive consiste à suivre l'évolution du marché, sans tenter de le battre par l'achat/vente de titres.

3. $U = E(r) - \frac{1}{2}\delta\sigma^2$.

4. Plus δ est grand, plus l'individu est averse au risque.

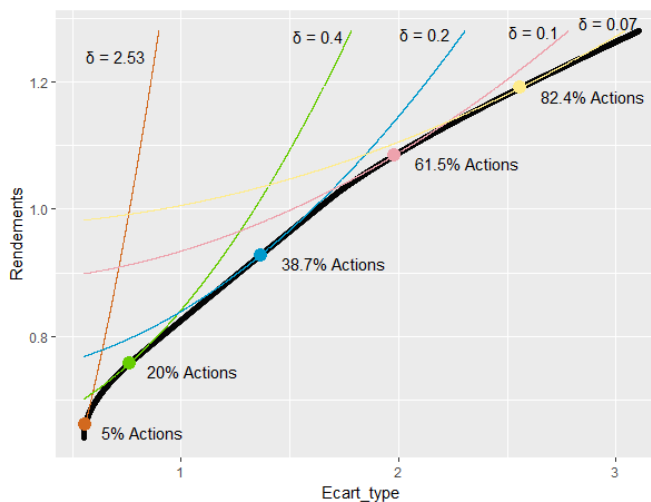


FIGURE 3 - Portefeuilles efficients et courbes d'iso-utilité.

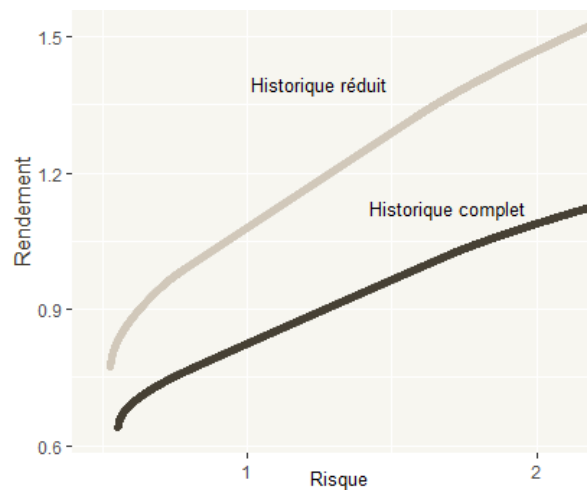


FIGURE 4 - Frontières efficientes selon la profondeur de l'historique.

SUIVI ET RÉÉQUILIBRAGE

Dans quelle mesure l'approche de Markowitz garantit-elle un portefeuille adéquat dans le temps ? Afin d'évaluer la robustesse de cette méthode, nous avons retiré un an d'historique de données pour observer sa sensibilité. On obtient une frontière significativement différente (voir figure 4). Les coefficients δ calculés précédemment sont propres à chaque individu. Or, en fixant ces δ , les portefeuilles obtenus sur la nouvelle frontière ne correspondent plus à l'allocation cible. Dès lors, cette étude montre une faiblesse de l'approche de Markowitz dans notre application, très sensible à l'historique de données et nécessitant des rééquilibrages fréquents à chaque mouvement de la frontière, sources de coûts. Nous proposons alors une méthode visant à construire des portefeuilles à une date donnée et à ensuite conserver une allocation cible.

Comment s'adaptent les *robo-advisors* aux évolutions des marchés ? Dans son étude, Kaya (2017) explique que les rééquilibrages peuvent avoir lieu périodiquement ou au franchissement d'un seuil de variations situé entre 3 et 5%. Yomoni a par exemple opté pour des rééquilibrages mensuels. En effectuant un *backtesting*, nous avons observé l'évolution de nos portefeuilles sur 3 ans. Au vu des pratiques de place, un rééquilibrage mensuel paraît excessif dans notre cas, puisque pour rester dans la fourchette, il doit être effectué tous les 3 à 6 mois. Le coût des arbitrages et la stratégie *buy & hold* des *robo-advisors* nous poussent à choisir un rééquilibrage semestriel pour notre exemple.

TRANSPARENCE ET ÉVALUATION DU RISQUE AVEC PRIIPS

La démocratisation de l'épargne passera d'abord par une meilleure éducation de la population au risque financier. Or, l'investissement reste un sujet d'initiés et les produits d'épargne sont décriés pour leur manque de transparence. L'inflation réglementaire en la matière, avec le Règlement Européen PRIIPS (*Packaged Retail Investment and Insurance-based Products*) et la Directive MiFID II (*Markets in Financial Instruments Directive*) contribue à une uniformisation et une clarification de l'information. À première vue, les distributeurs pourraient y voir une contrainte supplémentaire pesant sur leur activité. Ceux-ci ne pourraient-ils pas au contraire capitaliser sur cette réglementation dans la conception des *robo-advisors* ? Par exemple, nous nous sommes penchés sur l'automatisation d'éléments indicatifs définis dans le « Document d'Information Clé » (DIC) caractérisant les PRIIPS. La production de l'Indicateur Synthétique de risque (ISR) et des scénarios de performance a été intégrée au processus de *robo-advisory*, pour permettre au client d'évaluer son portefeuille. À terme, l'automatisation de la production du DIC pourrait être envisagée, de sorte que les *robo-advisors* se

doterait d'un outil d'aide à la décision pour l'investisseur, tout comme un conseiller qui aiguille l'épargnant dans le choix de son allocation.

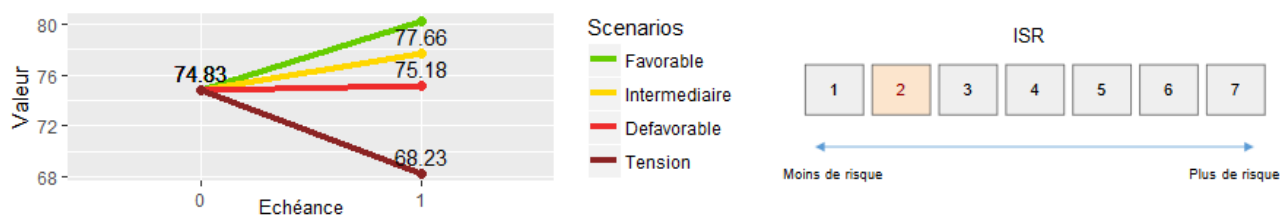


FIGURE 5 - Scénarios de performance et ISR d'un portefeuille prudent.

Individualisation avec les CBRS

Et pourquoi ne pas repenser toute l'architecture des *robo-advisors*? À l'heure actuelle, les *robo-advisors* français proposent un nombre limité de portefeuilles à leurs clients, en fonction de leur profil de risque. En effet, les données recueillies par un questionnaire sont insuffisantes pour personnaliser l'allocation. Il est impossible de prédire toutes les demandes, telles qu'un désir d'investir uniquement sur des fonds liés au développement durable ou à l'économie solidaire. Le but d'un conseiller en patrimoine étant d'offrir une allocation personnalisée, la solution intuitive utilisée par les *robo-advisors* pour supprimer l'intermédiaire humain ne remplit pas toutes les attentes, en raison de données encore trop pauvres. Nous avons donc analysé et implémenté la solution que pourraient offrir les algorithmes dits *Case-based Recommender Systems* (CBRS).

Pour éviter un recueil d'informations fastidieux et peu implémentable en pratique, les CBRS adoptent une méthode de résolution se basant sur l'utilisation de problèmes passés déjà résolus, à l'instar des pratiques du e-commerce, qui constituent la *case-base*. Pour appliquer ce principe à l'allocation d'actifs, nous nous sommes inspirés de l'étude de Musto et al. (2015). La méthode proposée a pour objectif de palier le manque de données nécessaires à la personnalisation en recherchant des cas issus d'un échange avec des conseillers. Ainsi, ces portefeuilles de la *case-base* possèdent une granularité plus fine dans le choix des actifs et la méthode permet de proposer des solutions plus diversifiées pour chaque individu. On sort alors de l'approche « profil de risque - portefeuille type ». En reprenant les données de cette étude, contenant des clients et leurs portefeuilles construits avec des conseillers, nous proposons notre propre méthode CBRS reposant sur les 4 étapes suivantes :

- *Retrieve* : recherche dans la base des voisins du nouveau client. La ressemblance (i.e la proximité) est mesurée par la distance euclidienne sur les variables explicatives.
- *Reuse* : récupération du portefeuille des k plus proches voisins.
- *Revise* : classement des k candidats, par un compromis entre diversité et performance. Ils sont séparés en deux groupes par la méthode des *k-means* sur le couple rendement-risque, puis le portefeuille le plus performant de chaque groupe est retenu. Le choix de 2 propositions est lié à la lisibilité, mais dépend en pratique des organes *marketing*.
- *Review* : personnalisation de la proposition. Contrairement à la méthode de Musto et al. (2015) où le client s'entretient avec son conseiller, cette étape a été entièrement robotisée pour supprimer l'intermédiaire humain et laisser la libre modification au client.

L'étude originale présente une 5^{ème} étape, *Retain*, qui consiste à ajouter le nouveau client et son portefeuille à la base. Cependant, le client est ici libre de modifier son allocation, sans l'approbation d'un conseiller, c'est pourquoi nous avons décidé de supprimer l'étape *Retain*.

Comment évoluent les propositions si le client maquille ses déclarations? En effet, un client peut être réticent à l'idée de transmettre ses informations en ligne. Il peut également sur-évaluer son expérience par excès de confiance, ou ne pas réussir à l'évaluer car il ne possède pas d'échelle. Ce problème inquiète d'ailleurs les régulateurs qui considèrent ce risque encore plus important dans le

cadre du conseil automatisé⁵. Il s'avère que la méthode implémentée est très sensible à une modification des réponses du client et plus particulièrement dans le cas d'une sur-évaluation de l'expérience. Ainsi le questionnaire doit-il être conçu de sorte à éviter au maximum les incompréhensions, même s'il est impossible de contrôler qu'un individu ne triche pas en répondant aux questions.

Nous avons également analysé l'influence du choix des algorithmes, notamment au sein de l'étape *Revise*. Pour diversifier les propositions, deux approches ont été approfondies :

- *a priori* : tous les portefeuilles de la base sont séparés en *clusters* par la méthode des *k-means* sur le couple rendement-risque. Les propositions sont les portefeuilles les plus performants des deux *clusters* majoritaires parmi les candidats. Les *clusters* conçus peuvent être validés en amont par un conseiller, qui garde ainsi la main sur l'algorithme.
- *a posteriori* : seuls les portefeuilles candidats sont séparés par la méthode des *k-means* sur le couple rendement-risque, ce qui permet d'avoir une meilleure séparation des voisins au sens mathématique, en se concentrant sur un espace réduit.

Comme on peut le voir en figure 6, où les portefeuilles A et B sont proposés, le choix de méthode est déterminant dans les propositions retenues. La conception de la méthode CBRS devra donc être adaptée, en fonction de son utilisation et de ses objectifs métier.

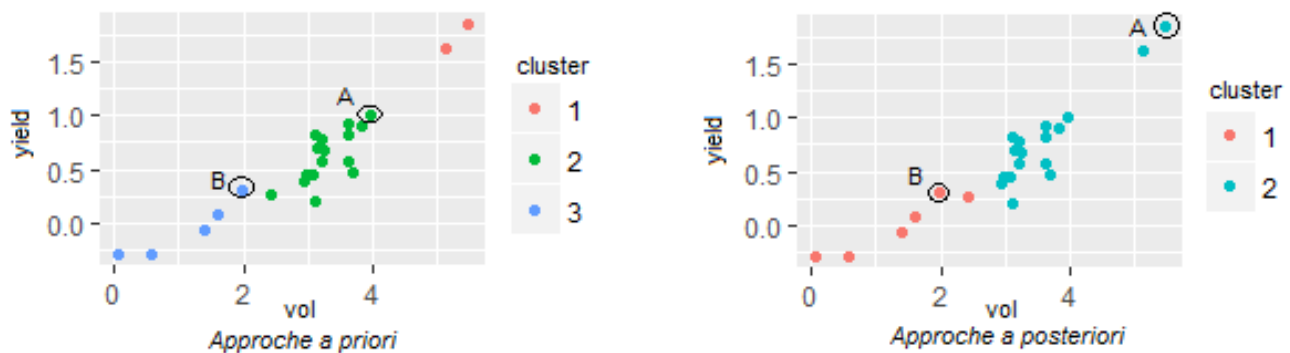


FIGURE 6 - Propositions *a priori* et *a posteriori*.

La construction de la *case-base* représente également un réel enjeu business. En effet, l'algorithme fonctionne sur la proximité et nécessite donc une certaine densité de points dans le maillage des individus. De plus, la suppression de l'étape *Retain* engendre une base statique. On conclut alors sur un modèle hybride, où il serait nécessaire de faire intervenir ponctuellement des conseillers pour ajouter de nouveaux clients à la base. Finalement, cette approche prend à contre-pied la conception actuelle des *robo-advisors* puisqu'elle repose sur une extension d'un conseil humanisé. Elle présente des qualités certaines qui diversifient les propositions faites au client tout en gardant l'expertise des conseillers, permettant ainsi d'élargir le spectre des allocations proposées au client. Cette approche pourrait encore évoluer en améliorant l'expérience client. Par exemple, les portefeuilles pourraient être associés à des mots-clés (développement durable, économie française, ...) qui permettraient à l'utilisateur de filtrer ses voisins.

Perspectives

L'intérêt affiché par les principaux acteurs français de l'épargne, pour la plupart en rodage ou en phase pilote, démontre l'enjeu stratégique que les *robo-advisors* représentent. L'évolution de l'offre de *robo-advisory* dans l'assurance-vie est néanmoins soumise à de nombreux défis à relever. À court terme, ces innovations vont nécessiter une transformation digitale, source d'investissements coûteux mais nécessaires, pour permettre aux entreprises de rester compétitives et d'améliorer l'expérience client grâce à un nouveau mode de souscription totalement automatisé. La nature de la donnée recueillie via un questionnaire va rapidement devenir une limite pour un profilage optimal des clients, entraînant un besoin d'enrichissement des données. Une perspective envisageable concerne les bancassureurs,

5. Joint Committee Discussion Paper on automated financial advice - JC 2015 080 - 4 décembre 2015 - §52-56

qui pourraient calquer les pratiques de la lutte anti-blanchiment et rapprocher les données internes qu'ils possèdent sur les clients. Ils pourraient alors améliorer le profilage grâce à des techniques de *machine learning*, leur offrant une chance de tirer leur épingle du jeu, en rattrapant leur retard dans l'investissement en UC de leur clientèle. À plus long terme, les *robo-advisors* pourraient approfondir les modèles sous-jacents pour s'orienter vers un conseil de plus en plus individualisé. Une méthode basée sur les pratiques du e-commerce, telle que les CBRS, pourrait amorcer la transition vers une personnalisation du conseil. S'en suivrait ensuite un investissement sur l'essor technologique, avec le développement d'une intelligence artificielle (IA). Tant sur l'expérience client, le profilage ou les modèles de construction de portefeuilles, ces innovations pourraient, si elles sont nourries avec des données conséquentes, grandement améliorer l'offre de conseil.

Cependant, l'évolution des *robo-advisors* n'est pas uniquement conditionnée par des compétences techniques. Dans plusieurs communiqués, les régulateurs ont fait part de leur intérêt pour les *FinTechs*, mais également de leur réserve quant aux risques qui pourraient survenir et de leur volonté de garder la main sur les innovations pour assurer leur devoir de supervision et de protection des assurés. François Villeroy de Galhau, gouverneur de la Banque de France déclarait en 2016 sur le sujet ⁶ : « *Les apports de la numérisation aux services financiers sont indéniables [...]. Pour autant, elles s'accompagnent de risques qu'il convient de gérer. L'analyse des vulnérabilités doit être approfondie, la réglementation adaptée, la sécurité des transactions maintenue, et la supervision prudentielle à la fois souple et vigilante [...]. Tels sont les défis que les autorités publiques s'apprêtent à relever* ».

6. Revue de Stabilité Financière 20, La Stabilité Financière à l'ère du numérique, 2016

Synthesis Note

The reshaping of savings landscape supported by robo-advisors

A robo-advisor is an automated wealth management advisor, operating with algorithms which require no or minor human intervention. These robots are designed to carry out all of the operations through the customer pathway in the management of his wealth, such as registration, analysis of investor's profile and goals, advisory on assets allocation, monitoring and rebalancement of the portfolio. Born in the late 2000s in the USA, with Betterment as forerunner, robo-advisors emerged more unobtrusively in France between 2012 and 2016. Nowadays, the main players can be counted on the fingers of one hand : Yomoni, WeSave, Fundshop, Advize and Marie Quantier. A study conducted by Statista estimates that in 2017, these robo-advisors manage almost €186 million. Although tiny compared to life insurers outstandings, which reach 1676 billions euros in 2017, these new stakeholders should not stop growing thanks to their promise of wealth management automation, while merging in an insurance landscape in transformation.

With a portfolio in excess of €1300 billion in 2017, euro savings are firmly established as the preferred life-insurance product for people in France, thanks to their threefold benefits of guaranteed capital, attractive returns and instant liquidity. However, the last financial and regulatory developments are not favourable to the prosperity of life insurers offerings euro savings contracts. The enduring low interest rates context makes it difficult to pay guaranteed rates, especially on old contracts for which obligations turn out to be disconnected from the actual market state. Simultaneously, Solvency 2 drives the point home, since euro contracts require a substantially bigger need in regulatory capital than unit-linked (UL) contracts. This situation pushes insurers to reduce paid rates, with the regulator's impulse, and to endow the profit sharing reserve. Negative risk-free rates are calling into question the concept of guaranteed capital and therefore euro savings contracts. A simple answer for french insurers is to redirect policyowners' savings to UL funds. Several strategies are set up to reach that goal and start to blossom, but not enough to deal with current issues. Despite inflows of 28% in UL in 2017 versus 20% in 2016, euro savings contracts remain essential. Insurers are facing an immature market, as risk averse and poorly educated to financial risk and investment products such as UL contracts. Guided or delegated management options, which enable policyowners to delegate the management of their saving to their insurer, appear like a possible answer to reassure investors. Costly, these options are only available for wealthy customers. Their democratization thus becomes a challenge for insurance industry.

How do robo-advisors support the dissemination of wealth management and UL contracts ? Available online, they target investors in their whole by lowering delegated management options thresholds and by reducing costs compared to traditional advisors. Betting on digitalization and ergonomic interfacing, they are seducing customers who are more and more demanding on comfort and services accessibility. To tackle the transformation issue of life insurers, this thesis studies the potential answer offered by robo-advisors. What is hiding behind this word ? Marketing operation on interfacing to create a new broadcast channel or disruptive innovation ? What outlooks are imaginable within the life insurance regulatory prism ?

Demystification of robo-advisors

The state of the art of french stakeholders shows a typical structure offering a digitalised advising experience. The customer pathway articulates itself in 4 steps :

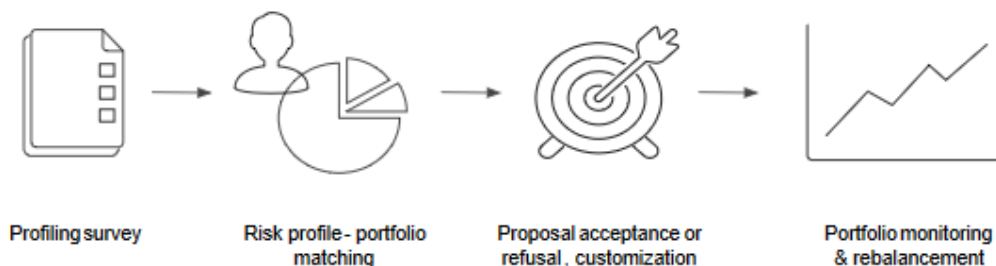


FIGURE 1 - Customer pathway with a robo-advisor.

How have these tasks been robotized ? Our approach aims at simulate the entrance of a new player on the market by building a primitive robot, while breaking down step by step the execution chain. Going further than a benchmark study, our work suggests ways of improvement by focusing on customer experience, technical upgrades and regulatory compliance.

RISK PROFILE

A common market practice is to perform profiling from a questionnaire linked to a scoring. With a benchmark and the expertise of an Associate Private Banker, we have built this questionnaire to determine 5 risk profiles, from "security" to "bold", while complying with the requirements of the duty to advise. The scoring approach is however limited as it is an *a priori* technique, reliant on its designer. To overcome this problem, two solutions are possible : a clustering to isolate customers groups or a retroactive approach based on a KPI (Key Performance Indicator). In this study, we have chosen the second option. From the data provided by Musto et al. (2015) and composed of a list of variables which define customers who received advice in wealth management, machine learning models have been trained to predict the risk profile, with satisfaction as KPI. The best models showed almost 85% of satisfaction after predicting the risk profile. In practice, a more complete data base could improve predictions.

This improvement in profiling thanks to machine learning techniques is however subject to regulatory evolutions on that topic. The article 13 of the GDRP (General Data Protection Regulation) indicates that the person in charge of the processing has to be able to explain the automated decision provenance. Therefore, use of black boxes machine learning models becomes constrained. Some tools have emerged to solve this issue, among which one can find LIME (Local Interpretable Model-Agnostic Explanations). This new generation of tools can explain black boxes by easily interpretable models, as shown in picture 2 which illustrates variables impact on the probability that the tested individual has a profile 3. These techniques could then democratize the use of machine learning models and reestablish users trust in predictions.

Another possible way to improve prediction would be data enrichment. Two solutions emerged. On the one hand, one could increase the number of questions, while finding an acceptable trade-off to not discourage the survey respondent. On the other hand, gathered data could be enriched with, for example, the use of internal data of bankinsurers or external data such as social networks. This use of data is however monitored by regulators, who aim at protecting investors⁷.

7. e.g. Recommendation on the use of social media for commercial purposes 2016-R-01 - 14/11/2016

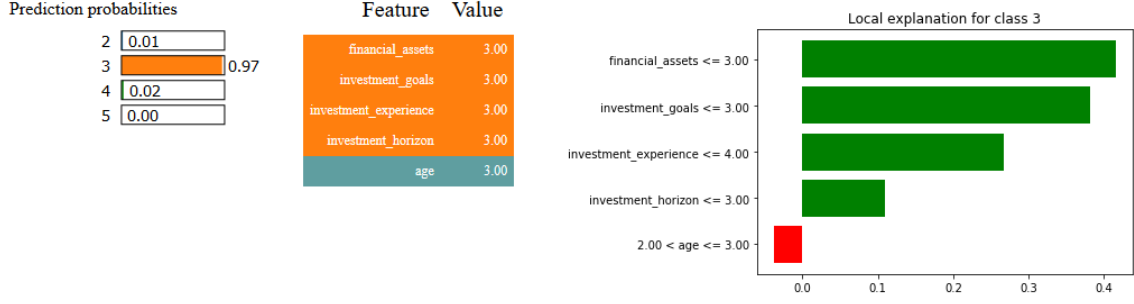


FIGURE 2 - Explanation of the prediction for a customer with risk profile 3.

PORTFOLIOS

Once profiling has been performed, customers receive a portfolio which corresponds to their goals. How are these portfolios assembled ? Robo-advisors choose a passive management which limits costs without reducing performances. To that end, they usually invest in Exchange Traded Funds (ETF). A survey conducted by Kaya (2017) shows that 96% of robo-advisors invest in ETFs and more than half of them solely in those funds. These ETFs have the special features of replicating market indices and of being traded as stocks. Therefore, they offer the same exposure with only one transaction. For our study, we have picked a basket of 10 ETFs tracking various assets (stocks, liquidities, ...).

According to our state of the art of robo-advisors, the mean-variance approach from the modern portfolio theory of Markowitz (1952) is the standard to build portfolios, although more complex methods are used in practice to fill the gaps of this approach. For the purpose of our study, we have chosen to use the efficient frontier of Markowitz. Once this frontier is isolated, one must find the optimal portfolio for each individual, that is to say the one that maximizes his expected utility. In this theory, investors have a quadratic utility function⁸, defined by a risk aversion coefficient⁹ δ . One need then to find the iso-utility curve which is tangent to the frontier, for each risk profile. In practice, the choice of δ is not trivial, we have thus decided to lock on market portfolios by determining 5 target allocations, one for each risk profile. Then, we have isolated a portfolio with a similar composition on the frontier, among available assets, to eventually find back the δ of each investors group. The results are shown in picture 3.

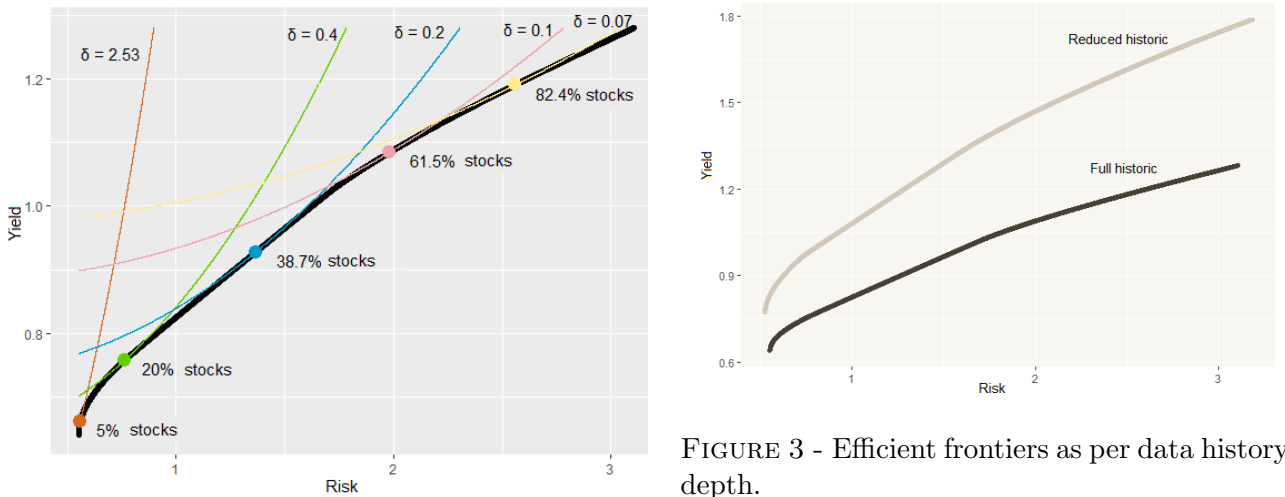


FIGURE 3 - Efficient portfolios and iso-utility curves.

8. $U = E(r) - \frac{1}{2}\delta\sigma^2$.

9. The higher is δ , the more the investor is risk adverse.

To what extent does Markowitz' approach guarantee an adequate portfolio over time ? To evaluate this method's robustness, we removed one year of data history to analyse its sensitivity. We obtain a significantly different frontier (see picture 4). Risk aversion coefficients δ previously computed are specific to each individual. Yet, while fixing these δ , portfolios obtained on the new frontier do not match target allocations anymore. Therefore, this study points out a weakness in our application of Markowitz' approach, which is very sensitive to data history and which requires frequent and costly rebalancements at each movement of the frontier. We thus propose a method aimed at building efficient portfolios at a given time, and then to keep a target allocation.

How do robo-advisors adapt to market fluctuations ? In his study, Kaya (2017) explains that rebalancement can be time-based (weekly, monthly, quarterly, ...) or threshold-based (when portfolios deviate from targeted allocations by a predetermined minimum percentage), with a threshold usually between 3% and 5%. Yomoni has for instance chosen monthly-rebalancements. By performing back-testing, we observed our portfolios evolution over 3 years. According to market practices, a monthly rebalancement seems excessive in our case. Indeed, to stay in the threshold interval, rebalancing has to be performed every 3 to 6 months. Cost of arbitrages and buy & hold strategy of robo-advisors push us to choose a semi-annual rebalancement for our example.

TRANSPARENCY AND RISK EVALUATION WITH PRIIPs

The democratisation of saving and investing will first entail raising general awareness of financial risk. Now, for the general public, investment is something for insiders; and investment products are denounced for their lack of transparency. Regulatory inflation about that topic, with the PRIIPs (Packaged Retail Investment and Insurance-based Products) regulation and MiFID II (Markets in Financial Instruments Directive), contributes to a standardization and a clarification of information. At first sight, distributors could read it as an additional constraint on their business. Could they not instead capitalize on that regulation while designing robo-advisors ? For instance, we focused on the automation of indicative elements which are defined in the Key Information Document (KID) characterizing PRIIPs. The output of the Summary Risk Indicator (SRI) and performance scenarios have been embedded in the process of robo-advisory, to give a way to the investor to evaluate his portfolio. In the long run, automated output of a KID could be possible, so that robo-advisors would endow themselves with a decision support tool for investors, such as an advisor who guides his customer in his allocation choice.

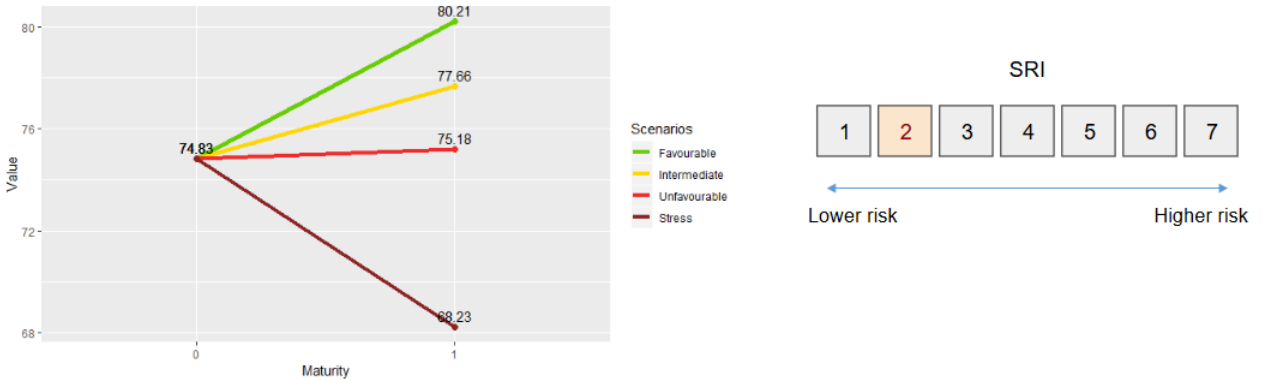


FIGURE 5 - Performance scenarios and ISR for a prudent portfolio.

Customization with CBRS

And why not re-think the entire robo-advisor architecture? Nowadays, french robo-advisors offer

a small number of portfolios to their customers, according to their risk profile. Indeed, data collected through a survey is too poor to customize allocation. It is impossible to forecast all demands, such as a desire to invest solely in sustainable development linked funds or in solidarity economy. The goal of a wealth management advisor being to offer personalized allocation, the robo-advisors' intuitive solution to shortcut human intermediary does not fulfill all the expectations, due to insufficient data. We therefore analysed and implemented the solution that might offer algorithms so called : Case-based Recommender Systems (CBRS).

To avoid a tedious compilation of information and hardly implementable in practice, CBRS adopt an e-commerce like solving method which is based on the use of already solved former problems (the case-base). To apply this pinciple to assets allocation, we relied on the work of Musto et al. (2015). The proposed method aims at compensate the lack of data for customization by looking for cases resulting from an interview with advisors. Thus, these portfolios from the case-base have a finer granularity in the assets choice and the method enables proposition of more diversified solutions for each individual. One then goes out of the approach "risk profile - portfolio". While using the data provided in that study, made of clients and their portfolios built with advisors, we propose our own CBRS approach based on the 4 following steps :

- Retrieve : search of neighbors of the new client in the base. Similarity (i.e. proximity) is mesured by euclidean distance on explanatory variables.
- Reuse : retrieval of the k -nearest neighbors' portfolios.
- Revise : ranking of the k candidates to reduce the number of suggestions, by a trade-off between diversity and performance. They are divided into 2 groups by the k-means method applied on the couple yield-risk, then the best performer of each cluster is suggested. Choosing to make 2 suggestions is linked to visibility, but relies on marketing units in practice.
- Review : customization of the suggestion. Unlike the method of Musto et al. (2015), where the client talks with an advisor, this step has been automated here to remove human intermediary and to let the client modify his allocation freely.

The original study introduces a 5th step, Retain, which consists in adding the new customer and his portfolio in the case-base. However, the customer is here free to modify his allocation without the approval of an advisor, which is why we decided to remove the Retain step.

How do suggestions evolve when customers disguise their answers ? Indeed, a customer may be reluctant to the idea of sending personal information online. He can also over evaluate his experience by being over confident, or not being able to evaluate it because he does not have a scale. This problem worries regulators, who think that this risk can be even higher in the scope of automated advice¹⁰. It turns out that the implemented method is very sensitive to a modification of the customer's answers, especially in the case of an over-evaluation of the financial experience. Therefore, the questionnaire must be designed so that an individual cannot cheat while answering.

We also analysed the influence of the algorithms choice, in particular during the Revise step. To diversify suggestions, two approches have been studied :

- *a priori* : all the portfolios in the base are split in clusters with the k-means technique applied on the pair yield-risk. The suggestions are the best performer candidate portfolio of the two biggest clusters. With this approach, clusters are made by an advisor before running the CBRS algorithm, enabling him to keep control on the outputs of the method.
- *a posteriori* : only candidates portfolios are split by the k-means technique on the pair yield-risk, which enables to have a better split of neighbors in the mathematical meaning, by focusing on a smaller area.

As one can see in picture 6, where portfolios A and B are suggested, the approach choice is crucial for the propositions made to customers. The building of CBRS methods will thus have to be adapted as regards to their use and the business needs.

10. Joint Comittee Discussion Paper on automated financial advice - JC 2015 080 - 4 décembre 2015 - §52-56

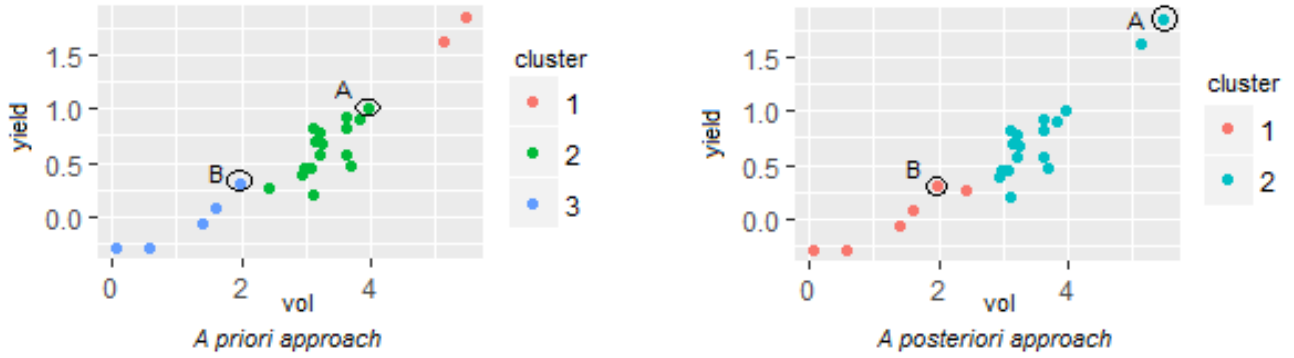


FIGURE 6 - Suggestions with *a priori* and *a posteriori* approaches.

The building of the case-base constitutes also a real business issue. Indeed, CBRS algorithms work on proximity between customers and thus require some density of points in the mesh of individuals. Moreover, the withdrawal of the Retain step leads to a static case-base. We conclude thus on an hybrid model, where it would be necessary to occasionally involve advisors to add new customers into the case-base. Eventually, this approach shifts the actual design of robo-advisors, since it relies on a humanised advisory extension. It shows sound qualities which diversify suggestions made to customers while keeping the advisors' expertise, allowing thus to widen the allocations spectrum. This approach could go further by improving customer experience. For instance, portfolios could be tagged with key words (sustainable development, french economy, ...) which would enable the customer to filter his neighbors.

Outlooks

The interest shown by french major savings stakeholders, most of them running-in or in pilot phase, proves the strategic issue of robo-advisors. The robo-advisory offer evolution in life insurance is however subject to many challenges to overcome. In the short run, these innovations will require a digital transformation, source of costly but necessary investments, to enable companies to remain competitive and to improve customer experience thanks to a new fully automated way of underwriting. The nature of data collected through a survey will quickly become a limit for an optimal profiling of clients, leading to a need of data enrichment. A possible outlook concerns bankinsurers, who could copy the fight against money laundering and reconcile their internal data on customers. They could therefore improve profiling with machine learning techniques, giving them a chance to catch up their delay in the run for UL contracts. In the long run, robo-advisors could deepen underlying models to head to more and more individualized advice. An e-commerce based method, such as CBRS, could trigger the transition to a customization of advisory. Investments in technologies would follow, with the development of an artificial intelligence (AI). For customer experience, profiling or portfolio building models, these innovations might, if they are fed with enough data, deeply improve the advisory sector.

Nevertheless, robo-advisors' evolution is not only linked to technical skills. In several releases, regulators showed their interest in FinTechs, but also their reticence about potential risks and their will to keep control on these innovations to ensure their duty of supervision and protection of policyowners. François Villeroy de Galhau, the governor of the French central Bank, stated in 2016¹¹ : *"The contributions of digitalization to financial services are undeniable [...]. However, they are accompanied by risks that need to be managed. The analysis of vulnerability must be deepen, the regulation adapted, the security of transactions maintained, and the prudential supervisions at the same time flexible and vigilant [...]. These are the challenges that public authorities are to overcome"*

11. Review of financial stability 20, Financial Stability in the Digital Age, 2016

Remerciements

Je tiens à remercier les associés de Mazars Actuariat, Alexandre GUCHET et Grégory BOUTIER pour m'avoir accueilli au sein de leur entreprise.

Je tiens à adresser mes remerciements les plus sincères à mes tuteurs, Estelle BLUMEREAU et Axel TRUY pour leur suivi, leur implication et leurs idées pertinentes dans la réalisation de ce mémoire, qui ne serait pas ce qu'il est aujourd'hui sans leur aide.

Je remercie également l'ensemble de l'équipe Mazars Actuariat pour leur accueil chaleureux et leurs conseils tout au long du stage.

Merci à Cécile VIERA, Associate Private Banker, pour son aide et ses explications sur le conseil en gestion de patrimoine.

Je remercie mon tuteur académique Pierre CARDALIAGUET pour son suivi régulier et plus généralement l'université Paris-Dauphine pour m'avoir permis d'effectuer de stage, ainsi que Nicolas FORCADEL et l'INSA Rouen qui m'ont donné la chance de suivre un double cursus.

Enfin, je tiens à remercier mes parents et mes proches, qui m'ont soutenus et aidés durant mes études et la rédaction de ce mémoire.

Table des matières

Note de Synthèse	5
Synthesis Note	13
Remerciements	19
Table des matières	20
Introduction	23
1 Contexte et présentation des <i>robo-advisors</i>	25
1.1 L'assurance-vie en France	25
1.1.1 Les supports et leurs garanties	25
1.1.2 La fiscalité	30
1.1.3 Les préférences des Français	31
1.2 Les contraintes de l'euros et de l'UC	34
1.2.1 Le virage vers la fin du tout-euros	34
1.2.2 L'environnement réglementaire des UC	37
1.3 Les <i>robo-advisors</i> , l'avenir de l'assurance-vie ?	45
1.3.1 Ouvrir la boîte noire : que fait vraiment un <i>robo-advisor</i> ?	45
1.3.2 Entre promesses et réalité	56
1.3.3 Les <i>robo-advisors</i> en assurance-vie : une bouture à confirmer	60
2 Assemblage et modernisation d'un <i>robo-advisor</i>	63
2.1 Profilage du client	64
2.1.1 Entrée sur le marché : questionnaire et <i>scoring</i>	64

2.1.2	Proposition d'affinage du modèle de classification	65
2.2	Construction et suivi des portefeuilles	74
2.2.1	Choix des actifs et portefeuilles efficients	74
2.2.2	Association profil de risque - portefeuille	75
2.2.3	Suivi et rééquilibrage	78
2.3	Une contrainte réglementaire : PRIIPs	81
3	Personnalisation avec les <i>Case-based Recommender Systems</i>	83
3.1	L'approche <i>Case-based Recommender Systems</i>	83
3.1.1	Choix d'un algorithme de recommandation	83
3.1.2	L'approche de Musto et al.	84
3.2	Données de l'étude	86
3.2.1	Allocation moyenne	86
3.2.2	Allocation selon les variables explicatives	87
3.2.3	Étude dans le plan rendement-risque	90
3.3	Implémentation et résultats	90
3.3.1	Choix de conception	90
3.3.2	Construction d'un algorithme CBRS	92
3.3.3	Mise à l'épreuve	98
3.3.4	Application et apports pour les <i>robo-advisors</i>	101
	Conclusion	103
	Bibliographie	105
	Table des figures	107
	Annexes	111

Introduction

Le constat est indéniable. Avec un encours de plus de 1300 milliards d'euros en 2017, l'épargne en euros s'affirme comme le support préféré des Français dans le paysage de l'assurance-vie. Ces contrats, caractérisés par leur triptyque capital garanti, rendement attractif et liquidité à tout instant, continuent de séduire des investisseurs traditionnellement adverses au risque et peu éduqués aux produits financiers. C'est donc sans surprise que l'on constate la prééminence des ces contrats avec 72% de la collecte brute¹² sur les supports euros en 2017.

Cependant, les récentes évolutions financières et réglementaires ne sont pas favorables à la prospérité des assureurs-vie proposant des contrats en euros. En réponse à la crise des Subprimes de 2008 et dans l'espoir de rediriger l'inflation dans la zone Euro vers son objectif de 2%, la Banque Centrale Européenne (BCE) a amorcé une baisse des taux directeurs couplée à une politique de *Quantitative Easing* visant à inonder de liquidités les acteurs financiers (par l'achat massif de titres par la BCE). Malgré ces efforts, l'inflation européenne demeure faible et les taux restent donc durablement bas. Ils ont d'ailleurs atteint un niveau historique, puisqu'il existe désormais des taux d'intérêt négatifs dans certains pays. Ce contexte de taux bas rend délicat le service des taux garantis des contrats en euros, le problème étant particulièrement aigu sur les contrats anciens pour lesquels les engagements pris se révèlent déconnectés de l'état du marché. En parallèle de cette pression sur les taux d'intérêt, les assureurs ont aussi fait face à un renforcement des contraintes réglementaires suite à l'entrée en vigueur le 1^{er} janvier 2016 de la directive Solvabilité II. Cette directive, qui vise à harmoniser et à renforcer la réglementation prudentielle du marché assurantiel européen, oblige les assureurs à immobiliser un SCR (*Solvency Capital Requirement*) qui correspond au montant de fonds propres nécessaire pour faire face à un risque de ruine à horizon 1 an avec un niveau de confiance à 99,5%. Solvabilité II enfonce le clou sur les difficultés inhérentes aux garanties en euros, puisque les contrats en euros nécessitent un besoin en capital réglementaire nettement supérieur aux contrats en unités de compte (UC), dans la mesure où l'assureur porte l'ensemble des risques sur ces contrats en euros. Le pilotage des niveaux de fonds propres réglementaires et du ratio de solvabilité est donc directement impacté par la répartition des contrats d'épargne chez les assureurs-vie.

Pour les assureurs français, une réponse est de réorienter l'épargne des assurés vers les supports en UC. Pour atteindre ce but, différentes stratégies sont mises en place. Offres promotionnelles et primes de bienvenue, différenciation de frais, bonification des taux servis, souscription avec des montants minimums en UC ou encore développement de contrats dits euro-diversifiés (tel que le contrat euro-croissance) comptent parmi les solutions observées sur le marché. Toutes ces initiatives accélèrent la migration de l'épargne des Français vers l'UC, mais de façon encore trop limitée pour faire face aux enjeux actuels. En effet, malgré une collecte brute de 28% en UC en 2017 contre seulement 20% en 2016, les contrats en euros restent incontournables. Les acteurs assurantiers font face à un marché encore immature car adverse au risque et peu éduqué au risque financier et aux produits d'investissement. Les options de gestion pilotée ou sous mandat, qui offrent à l'assuré la possibilité de déléguer la gestion de son épargne à son assureur, apparaissent comme une réponse possible pour rassurer les investisseurs. Aujourd'hui coûteuses, ces options ne sont accessibles qu'à une clientèle au capital important, aussi

12. La collecte brute correspond à l'ensemble des sommes versées

appelée patrimoniale. Leur démocratisation devient alors un enjeu pour le secteur de l'assurance.

Dans ce paysage assurantiel en transition, les *robo-advisors* apparaissent comme une solution potentielle. Plus précisément, un *robo-advisor* est un conseiller en gestion de portefeuille automatisé, qui opère grâce à des algorithmes offrant au client des conseils d'allocation, sans nécessiter d'intervention humaine (ou minime). Ces « robots-conseillers » sont programmés pour effectuer l'ensemble des opérations du parcours client dans la gestion de son patrimoine, telles que l'enregistrement, l'analyse du profil et des objectifs de l'investisseur, le conseil sur l'allocation d'actifs, le suivi et le rééquilibrage du portefeuille. Nés à la fin des années 2000 aux États-Unis avec comme précurseur la société Betterment, les algorithmes *robo-advisors* sont apparus en France plus discrètement entre 2012 et 2016. Aujourd'hui, les acteurs majeurs se comptent sur les doigts de la main : Yomoni, WeSave, Fundshop, Advize et Marie Quantier. Une étude menée par Statista estime qu'en 2017, ces *robo-advisors* français gèrent près de 186 millions d'euros. Bien que ce montant soit infime comparé à l'encours des assureurs vie, qui s'élève à 1676 milliards d'euros en 2017, ces nouveaux acteurs ne devraient cesser de croître grâce à leur promesse d'automatiser la gestion de l'épargne et de proposer un service de gestion de masse, plus ou moins personnalisé en fonction du profil de l'investisseur. En quoi les *robo-advisors* participent-ils à la diffusion de la gestion de l'épargne et des UC ? Disponibles en ligne, ils s'adressent à l'ensemble des investisseurs en abaissant les seuils d'éligibilité aux options de gestion sous mandat et en diminuant les coûts par rapport aux conseillers traditionnels. En misant sur la digitalisation et un interfaçage ergonomique, ils séduisent une clientèle de plus en plus exigeante sur le confort et l'accessibilité des services.

Aujourd'hui positionnés dans le paysage de la gestion de patrimoine, les *robo-advisors* pourraient s'imposer en assurance-vie ces prochaines années. Que se cache-t-il derrière ce terme ? Simple opération marketing jouant sur l'interfaçage pour créer un nouveau canal de distribution ou véritable innovation disruptive ? Quelles évolutions sont envisageables face au prisme réglementaire de l'assurance-vie ? Pour cette étude, un important état de l'art sera dressé afin de restituer l'environnement des *robo-advisors* en assurance-vie et leurs contraintes, tel que le devoir de conseil ou la réglementation PRIIPs entrée en vigueur le 1^{er} janvier 2018. S'inspirant des pratiques des acteurs français, un robot primitif sera conçu afin de démythifier, étape par étape, le fonctionnement et le processus de robotisation de ces algorithmes, tout en évoquant des pistes de développement futur. Enfin une potentielle évolution sortant de l'architecture classique des *robo-advisors* sera analysée, à savoir une optimisation individualisée à l'aide des algorithmes dits *Case-based Recommender Systems*.

Chapitre 1

Contexte et présentation des *robo-advisors*

1.1 L'assurance-vie en France

Dans un contrat d'assurance-vie, l'assureur s'engage à verser une prestation dont l'exécution dépend de la durée de vie de l'assuré. L'aléa repose ainsi sur sa durée de vie. Plus particulièrement dans les contrats d'épargne, l'aléa se situe sur la date de remboursement des primes versées. On distingue deux types de contrats d'assurance-vie :

- Assurance en cas de vie : les prestations sont réalisées en cas de vie de l'assuré à l'échéance du contrat.
- Assurance en cas de décès : les prestations sont réalisées en cas de décès de l'assuré avant le terme du contrat.

En pratique, dans le paysage de l'assurance-vie française, beaucoup de contrats sont des contrats en cas de vie assortis d'une contre garantie en cas de décès.

1.1.1 Les supports et leurs garanties

1.1.1.1 Le contrat euros

Dans ce type de contrat, le montant des primes versées est garanti par l'assureur, les garanties étant donc exprimées en euros. De plus, l'utilisation de fonds à capital garanti permet à l'assuré de disposer d'un effet cliquet : toutes ses primes sont capitalisées et les intérêts sont ensuite additionnés au montant dû par l'assureur. Le capital garanti augmente donc en fonction des intérêts, mais ne peut jamais diminuer. Ainsi, le risque est entièrement supporté par l'assureur. En plus de l'effet cliquet évoqué précédemment, ces contrats offrent un nombre considérable de garanties aux assurés :

- Participation aux bénéfices : depuis 1967, une participation aux bénéfices des assurés est obligatoire. De nos jours, la participation aux résultats se calcule de la façon suivante :

$$PR = \begin{cases} 90\% \text{ du résultat technique si } > 0 \\ 100\% \text{ si } < 0 \end{cases} + \begin{cases} 85\% \text{ du résultat financier si } > 0 \\ 0\% \text{ sinon} \end{cases} .$$

Dans le cas d'intérêts techniques garantis, on a alors :

$$PB = PR - IT.$$

avec :

PB = participation aux bénéfices.

PR = participation aux résultats.

IT = intérêts techniques.

En ce qui concerne cette participation aux bénéfices, son versement peut être étalé sur une durée maximale de 8 ans par une dotation à la provision pour participation aux excédents (PPE), définie par l'article R.343-3 du Code des Assurances comme le « montant des participations aux bénéfices attribuées aux bénéficiaires de contrats lorsque ces bénéfices ne sont pas payables immédiatement après la liquidation de l'exercice qui les a produits ». Ce mécanisme permet à l'assureur de se protéger en cas de fluctuations des marchés et des taux d'intérêts et pouvoir, en cas de rendement trop faible dans un contexte concurrentiel, puiser dans sa PPE pour lisser les taux servis dans la durée.

- Taux minimum garanti (TMG) : en plus de la participation aux bénéfices et des intérêts techniques, l'assureur peut garantir un taux minimum¹³. Ainsi, le taux servi à l'assuré sera au minimum égal à ce taux garanti, quels que soient les performances et les rendements obtenus par l'assureur. Le choix du TMG ne se fait pas sans contrainte par les assureurs, puisque le Code des Assurances précise que ce taux ne peut pas dépasser 85% de la moyenne des rendements des actifs des deux derniers exercices¹⁴. Les assureurs ne peuvent donc pas promettre des taux incohérents avec leur capacité à les fournir.
- Rachats : la particularité de l'assurance-vie française, notamment par rapport à nos voisins britanniques chez qui l'assurance-vie est également très développée, est la forte valeur de rachat des contrats. En effet, l'assuré peut à tout instant racheter son contrat, moyennant le paiement d'une pénalité prévue contractuellement. La valeur de rachat doit être supérieure à 95% de la provision mathématique (la pénalité est donc inférieure à 5%¹⁵), puis la pénalité est nulle au bout du 10^{ème} anniversaire du contrat.
Cette valeur élevée de rachat entraîne donc une forte liquidité sur les contrats d'épargne en France, exposant davantage les assureurs au risque de rachats massifs liés à une hausse soudaine des taux d'intérêts. Ces rachats peuvent alors être assimilés à des options de vente gratuites offertes aux assurés. Ils peuvent se trouver sous deux formes : total ou partiel. Dans ce dernier cas, l'imposition est calculée sur un prorata des plus-values.
- Avances : d'après l'Article L. 132-21 du Code des assurances, l'assuré peut obtenir une avance de la part de l'assureur, dans la limite de la valeur de rachat, permettant à l'assuré de récupérer temporairement une partie de son encours, sans rachat ni perte des garanties de son contrat. Ces avances sont donc assimilées à des prêts de la part de l'assureur. En revanche, pour faire face aux possibles dérives fiscales liées aux avances, la Fédération Française de l'Assurance (FFA) a édicté certaines règles de déontologie concernant les valeurs des avances : « le montant de l'avance ne doit pas dépasser [...] 80% du montant du contrat pour les contrats en euros. »

1.1.1.2 Le contrat en unités de compte

Les contrats en unités de compte (UC) se présentent comme une possibilité pour les assurés d'investir leur épargne sur les marchés financiers, via leur contrat d'assurance-vie, sans avoir à acheter directement des titres en passant des ordres. Dans cette catégorie de contrat d'assurance à capital variable (ACAV), les garanties sont exprimées en unités d'investissement. En fait, le capital de l'assuré

13. Art A132-2 du Code des Assurances.

14. Art A132-3 du Code des Assurances.

15. Art. L.132-22-1 du Code des Assurances.

est investi sous forme de parts d'actifs, les unités de compte (UC). L'assureur ne garantit pas le capital versé par l'assuré, mais seulement un nombre de parts, l'assuré portant donc le risque lié aux fluctuations du marché. Les UC sont « constituées de valeurs mobilières ou d'actifs, offrant une protection suffisante de l'épargne investie »¹⁶. Les parts peuvent être réparties sous différents placements : actions, obligations, OPCVM (Organisme de Placements Collectif en Valeurs Mobilières), SICAV (Société d'Investissement à Capital Variable), SCPI (Société Civile de Placement Immobilier), FCP (Fonds Commun de Placement), ... la liste des actifs admissibles étant énoncée dans l'article R131-1 du Code des Assurances.

Les contrats en UC semblent *a priori* moins intéressants et surtout moins sécurisants que les contrats en euros pour l'assuré puisque son capital n'est pas garanti. Cependant, ces contrats offrent une plus grande latitude dans les sous-jacents et l'assuré peut alors choisir des fonds sécurisés ou plus risqués, ce qui lui permet de diversifier son épargne et d'augmenter l'espérance de rendement. Il peut ainsi personnaliser son allocation et construire son portefeuille avec les objectifs et contraintes qu'il s'est fixés. Avant de choisir un fonds UC sur lequel investir, il faut bien définir le profil de risque de l'assuré et sa stratégie d'investissement, pour avoir un investissement adapté aux contraintes de performance et de risque recherchées. La performance du contrat UC dépend directement du fonds d'investissement, dont on peut apprécier les performances via des indicateurs tels que le ratio de Sharpe (présenté en annexe A.1.6).

La valeur de l'épargne de l'assuré investie en UC est calculée en multipliant la valeur des parts par le nombre de parts qu'il possède. Supposons qu'un assuré ait investi 1 000€ dans un contrat d'assurance-vie en UC, lui offrant 10 parts d'une valeur nominative de 100€. Au bout d'un an, suite à l'évolution des marchés, la valeur des titres sous-jacents a augmenté, réhaussant la valeur de la part à 120€. Le nombre de parts de l'assuré étant garanti, la valeur de son épargne est désormais de $10 \times 120 = 1200\text{€}$ (avant prélèvement des frais de gestion). En revanche, si la valeur de la part chute à 50€, l'épargne de l'assuré se retrouve alors à 500€, l'assureur ne compensant pas ses pertes.

Ainsi, avec une épargne exprimée en UC, l'assuré peut espérer de meilleurs rendements que sur un contrat en euros, en investissant sur des parts d'actifs plus risqués, mais peut aussi subir des pertes. Pour limiter celles-ci, les assureurs proposent des garanties supplémentaires¹⁷ :

- Garantie plancher : il s'agit d'une contre garantie en cas de décès. Les bénéficiaires peuvent récupérer, au décès de l'assuré, les primes versées sans tenir compte d'une éventuelle baisse des marchés.
- Garantie plancher indexée : elle est similaire à la précédente, mais permet en plus de revaloriser le capital minimum garanti à un taux compris entre 1% et 5% par an.
- Garantie cliquet : elle permet de bloquer les plus-values réalisées. Le capital garanti est alors la valeur la plus haute atteinte par l'épargne de l'assuré.
- Garantie majorée ou vie entière : l'assuré va choisir à l'avance le montant de capital qu'il souhaite transmettre aux bénéficiaires à son décès.

En plus de ces garanties spécifiques, les contrats en UC comportent également des options liées aux rachats et aux avances, similaires à celles évoquées dans le détail des contrats en euros.

1.1.1.3 Le contrat Euro-croissance

Le 3^{ème} type de support de l'assurance-vie française est l'Euro-croissance. Ce contrat, qui a fait son apparition en 2014, se présente comme une alternative aux fonds euros pour obtenir de meilleurs rendements sans perdre la garantie intégrale du capital. Il s'agit, d'après le décret n° 2014-1008 du 4

16. Art. L131-1 du Code des Assurances

17. Le Revenu, Quel est l'intérêt de la garantie plancher ?, mai 2008

septembre 2014, d'« engagements donnant lieu à la constitution d'une provision de diversification »¹⁸. En fait, les contrats Euro-croissance permettent aux assureurs et aux gestionnaires d'obtenir de meilleurs rendements que sur les fonds euros en investissant une partie de l'encours sur des actifs plus risqués. L'objectif de la création de ces contrats est double : orienter les assurés progressivement vers les UC et injecter de l'argent dans l'économie réelle européenne. Plus précisément, le capital de l'assuré est **garanti à un horizon lointain** (plus de 8 ans). Par le procédé d'actualisation, le capital garanti actuel sera inférieur à la garantie à l'échéance du contrat. La prime reçue sera donc composée du montant actualisé, placé sur un fonds en euros sécurisé, et d'une marge (le pourcentage de l'encours restant), placé sur des actifs plus risqués. Imaginons qu'un assureur reçoive une prime de 1000€ pour un horizon 10 ans. Avec un taux d'actualisation à 2%, cet engagement vaut aujourd'hui 820€. Ainsi, ces 820€ sont placés sur un fonds en euros et les 180€ restants sont placés en provision de diversification sur des actifs risqués.

Concrètement, un contrat Euro-croissance se décompose en deux provisions :

- la provision mathématique, exprimée en euros, qui sert à la garantie du capital au terme du contrat. La PM doit évoluer régulièrement jusqu'à converger vers la garantie de l'assuré.
- la provision de diversification, exprimée en parts. Elle correspond à la partie risquée, qui sert à obtenir du rendement et est donc tributaire des marchés financiers. Le nombre de parts reste stable mais leur valeur va évoluer, à la hausse ou à la baisse.

Ainsi, au terme du contrat, l'assuré recevra sa garantie en capital grâce à la provision mathématique, ainsi qu'un potentiel rendement supplémentaire lié à la provision de diversification.

Il existe aussi une troisième provision, facultative, qui est la provision collective de diversification différée (PCDD). Elle a un fonctionnement similaire à la provision pour participation aux excédents (PPE) et permet à l'assureur de reverser la provision aux assurés ultérieurement, dans un délai limité, afin de lisser les performances. En cas de clôture du contrat avant l'échéance via un rachat de l'assuré, ce dernier perd sa garantie en capital. Il ne recevra que la somme des provisions mathématiques et la valeur des parts de sa provision pour diversification. Il perdra également les sommes liées à son contrat dans la PCDD.

Les contrats Euro-croissance semblent *a priori* être un bon compromis entre la sécurité des contrats en euros et le rendement des contrats en UC, en contrepartie d'une perte de liquidité liée à un engagement long terme. Il faut noter également que plus l'engagement est long (entre 8 et 40 ans), plus la part investie en actifs risqués est élevée (du fait de l'actualisation) et donc plus l'espérance de gains est elle aussi élevée. Néanmoins, la part d'actifs risqués reste très faible et les contrats euro-croissance peinent à se développer. En effet, dans le contexte actuel de taux bas, l'horizon de capital garanti doit être repoussé au maximum pour offrir du rendement. On constate qu'en moyenne la part en UC d'un contrat Euro-croissance représente moins de 3 à 4% de l'encours, avec toujours une prééminence des fonds euros. Ainsi, ces contrats sont à l'heure actuelle peu adaptés au marché français et devraient bénéficier d'une fiscalité plus avantageuse pour réellement se développer. Ils vont prochainement être améliorés et modernisés avec la loi PACTE (Plan d'Action pour la Croissance et la Transformation des Entreprises), présentée le 18 juin 2018. En effet, cette loi a pour objectif de développer les petites et moyennes entreprises en France. Pour contribuer à leur croissance, le projet de loi veut réformer le contrat Euro-croissance pour que les investissements participent à la croissance des entreprises. Pour cela, le gouvernement affirme que « le produit Eurocroissance sera simplifié et rendu plus lisible par l'affichage d'un rendement unifié pour tous les épargnants. Il pourra être bonifié par des engagements d'investissement plus longs. »¹⁹.

18. Décret n° 2014-1008 du 4 septembre 2014 relatif aux contrats comportant des engagements donnant lieu à constitution d'une provision de diversification

19. #PACTE, Ministère de l'économie et des finances, juin 2018

1.1.1.4 Le contrat multisupport et ses modes de gestion

Ces contrats permettent à l'assuré de placer son épargne sur différents supports : un support en euros et/ou un ou plusieurs supports UC et/ou un support Euro-croissance. Il pourra répartir ses cotisations sur chacun des supports en fonction de son appétence au risque et effectuer des arbitrages, c'est-à-dire déplacer son épargne d'un support à l'autre. Il faut donc réfléchir à une stratégie de placement de façon plus ou moins accompagnée en fonction des différents modes de gestion offerts par l'assureur²⁰ :

- Gestion profilée ou sous mandat : c'est l'assureur (ou le gestionnaire) qui gère totalement les versements de l'assuré en fonction de son profil de risque préalablement défini. Les différents profils peuvent être par exemple : prudent (investissement majoritairement en produits obligataires à faible risque et monétaires), équilibré (mélange entre sécurité et rentabilité avec un mix obligataires, monétaires et actions) et dynamique (investissement en actions et obligations *high yield*).
- Gestion pilotée : la gestion pilotée propose des arbitrages automatiques paramétrés, tout en laissant la gestion du contrat à l'assuré. Il existe différentes options :
 - Limitation des pertes : en cas de baisse sur une UC dépassant un niveau prédéfini, le capital investi sur ce support est arbitré vers un fonds euros sécurisé.
 - Investissement progressif : permet d'effectuer progressivement des arbitrages d'un fonds euros vers des UC, sur une base périodique prédéfinie.
 - Rééquilibrage automatique : sert à conserver les proportions de chaque fonds. En cas de fluctuations, les UC peuvent évoluer à la hausse ou à la baisse, modifiant ainsi les proportions allouées sur chaque support. Des arbitrages sont alors effectués pour revenir à l'allocation initiale.
 - Sécurisation des plus-values : les plus-values obtenues sur les UC sont transférées vers le fonds en euros pour être garanties.
 - Dynamisation des plus-values : la rémunération provenant du fonds euros est investie dans des UC.
- Gestion à horizon : la composition des placements va évoluer automatiquement en fonction du temps, de l'âge et des objectifs de l'assuré. Cette gestion est donc de plus en plus prudente lorsqu'on s'approche de l'échéance, par exemple quand on s'approche de la retraite.
- Gestion libre ou gestion directe : l'assuré effectue lui-même la répartition entre les différents supports qui lui sont proposés. Ce mode de gestion implique que l'assuré doit être capable de réagir correctement en fonction des évolutions des marchés afin de protéger son épargne. Cette gestion peut parfois être « conseillée », l'assuré pouvant demander des conseils à son assureur ou un intermédiaire, mais il reste maître de l'allocation de son épargne. En pratique, on constate que la gestion libre est privilégiée par les assurés et que les autres options sont généralement peu souscrites.

1.1.1.5 Les Variable Annuities

Originaires des Etats-Unis, les *Variable Annuities* (VA) ont fait leur apparition dans le paysage de l'assurance-vie française à la fin des années 2000. Il s'agit de garanties secondaires sur des contrats en UC, avec la particularité d'introduire de nouveaux types de garantie par rapport à celles évoquées en 1.1.1.2. Ces VA viennent ajouter un nouveau cas de figure, permettant d'investir sur un panel plus large de titres grâce aux UC, tout en possédant de bonnes garanties. Ces garanties sont, d'après Hardy (2003) :

- *Guaranteed Minimum Death Benefit* (GMDB) : c'est une garantie de capital minimum en cas de décès, équivalente à la garantie plancher vue précédemment.

20. Fédération Française de l'Assurance - Les contrats d'assurance en cas de vie - 15/02/2016

- *Guaranteed Minimum Accumulation Benefit* (GMAB) : c'est une garantie d'un capital minimum en cas de vie au terme du contrat.
- *Guaranteed Minimum Income Benefit* (GMIB) : c'est une garantie de rente minimum à partir d'une date prévue au contrat.
- *Guaranteed Minimum Withdrawal Benefit* (GMWB) : c'est une garantie en capital et de rachat minimum sur l'épargne constituée tant que le capital n'est pas revenu à un seuil fixé.

Ainsi, ce procédé permet d'investir sur les marchés financiers tout en sachant dès la souscription qu'au terme du contrat, un montant minimal sera versé.

Les VA entraînent cependant un risque financier important qui doit être couvert par les assureurs. Suite aux lourdes pertes qu'ont pu subir des acteurs américains à cause de ces produits risqués, les assureurs français ont hésité à développer ces offres et ont tenté de se protéger. Ainsi, ces produits, de prime abord attractifs pour les assurés, s'accompagnent de frais élevés et d'une sélection à l'entrée. En effet, en plus des frais habituels, les VA nécessitent des frais de garantie allant de 0,5% à 3% de l'encours²¹, ce qui augmente considérablement le coût de ces garanties. De plus, les VA sont adressées à une clientèle aisée, puisque le versement initial demandé est aux alentours de 30 000€²². Ces produits ciblent donc une clientèle déjà patrimoniale, voulant se constituer un capital garanti et ayant les moyens de le financer.

1.1.2 La fiscalité

L'assurance-vie s'accompagne en France d'une fiscalité avantageuse, qui a évolué au cours de l'histoire. Ainsi, les taux de prélèvement dépendent à la fois des dates d'ouverture du contrat et de versement des primes, ce qui a longtemps incité les assurés à signer des contrats pour « prendre date » afin de bénéficier à l'avenir de l'antériorité fiscale. Tout d'abord, la **fiscalité sur les rachats** se décline de la façon suivante²³ :

- Versements effectués jusqu'au 26 septembre 2017 : les primes versées par l'assuré sont soumises soit à l'impôt sur le revenu, soit au prélèvement forfaitaire libératoire de l'impôt sur le revenu. C'est à l'assuré de choisir l'option qui lui convient le mieux. Si l'on décide de se soumettre au prélèvement forfaitaire libératoire, la fiscalité est alors graduée en fonction de la durée de détention du contrat. En cas de rachat avant 4 ans, les produits sont imposés à 35%. Entre 4 et 8 ans, ils le sont à 15%. Enfin, pour les rachats après 8 ans, le taux d'imposition est de 7,5%, après un abattement annuel de 4600€ pour une personne seule, ou de 9200€ pour un couple marié ou pacsé. Il faut aussi noter que les produits liés à des primes versées avant le 26 septembre 1997 sont exonérés.
- Versements effectués à partir du 27 septembre 2017 : ces versements sont soumis, soit à l'impôt sur le revenu soit au prélèvement forfaitaire unique (PFU). Si l'assuré opte pour le PFU, la fiscalité est alors déclinée de la façon suivante : si les versements sont supérieurs ou égaux à 150 000€ (300 000€ pour un couple), les produits sont imposés à 12,8% quelle que soit la durée de détention du contrat. En cas de rachat après 8 ans, la part des produits correspondant aux versements inférieurs à 150 000€ est imposée à 7,5%. En revanche, si les versements effectués sont inférieurs à 150 000€, les produits sont également imposés à 12,8% avant 8 ans et sont ensuite imposés à 7,5% après un abattement annuel. Cette nouvelle fiscalité offre donc un taux libératoire plus avantageux pour les petits montants et un peu plus défavorable pour les sommes supérieures à 150 000€

Dans tous les cas, peu importe la date de versement, les produits sont soumis aux prélèvements sociaux qui s'élèvent à 17,2%. En cas d'évènement exceptionnel affectant la trésorerie de l'assuré (licenciement, invalidité...), il est possible de racheter son contrat sans imposition.

21. Assurance vie et retraite : zoom sur les contrats « variable annuités », CBanque (2012)

22. Variables annuités : revenu garanti, Les Echos (2016)

23. Fédération Française de l'Assurance - Le régime fiscal de l'assurance-vie - 04/01/2018

Date de versement	Jusqu'au 26/09/2017	A partir du 27/09/2017
Rachat avant 4 ans	35%	12,8%
Rachat entre 4 et 8 ans	15%	12,8%
Rachat après 8 ans	7,5% après abattement annuel de 4600€	7,5% après abattement annuel de 4600€ si montant inférieur à 150 000€, 12,8% sinon

FIGURE 1.1 – Tableau récapitulatif de la fiscalité sur les rachats.

Cette fiscalité particulière sur les rachats, notamment après 8 ans, contribue à l'attrait des Français pour les contrats d'assurance-vie. Ces contrats possèdent aussi une fiscalité propre concernant les **droits de succession** en cas de décès. Celle-ci a beaucoup évolué et dépend désormais de la date d'ouverture, de la date de versement et de l'âge de l'assuré au versement. Cela peut-être résumé dans le tableau ci-après :

Date d'adhésion	Versement avant le 13/10/1998		Versement après le 13/10/1998	
	Avant 70 ans	Après 70 ans	Avant 70 ans	Après 70 ans
Avant le 20/11/1991	Exonération des capitaux transmis	Exonération des capitaux transmis	Taxe de 20% jusqu'à 700 000€ après un abattement de 152 500€ par bénéficiaire. Taxe de 31,25% au-delà	Taxe de 20% jusqu'à 700 000€ après un abattement de 152 500€ par bénéficiaire. Taxe de 31,25% au-delà
A partir du 20/11/1991	Exonération des capitaux transmis	Versements intégrés à la succession après un abattement de 30 500€	Taxe de 20% jusqu'à 700 000€ après un abattement de 152 500€ par bénéficiaire. Taxe de 31,25% au-delà	Versements intégrés à la succession après un abattement de 30 500€

FIGURE 1.2 – Tableau récapitulatif de la fiscalité sur les successions.

Enfin, la dernière part d'imposition est liée à l'impôt sur la fortune immobilière (IFI) qui vient remplacer l'impôt sur la fortune (ISF) depuis le 1^{er} janvier 2018. Les parts d'UC investies en immobilier entrent désormais dans l'assiette de l'IFI, si l'assuré y est soumis. Cependant, les parts d'organismes de placement collectif en valeurs mobilières investis à hauteur de moins de 20%, en biens ou droits immobiliers, lorsque le redevable détient moins de 10% des droits de l'organisme de placement collectif sont exclues de l'assiette de l'IFI. Il en va de même pour les actions de sociétés d'investissements immobiliers lorsque le redevable possède moins de 5% du capital et des droits de vote de la société.

1.1.3 Les préférences des Français

L'assurance-vie est le placement préféré des Français. Cette assertion est confirmée par la Banque de France, comme le montre le graphe suivant ²⁴ où, au titre de l'année 2016, l'assurance-vie constituait 40% des placements des ménages français, pourcentage en hausse ces dernières années.

24. Rapport annuel de l'Observatoire de l'épargne réglementée - Exercice 2016 - Banque De France

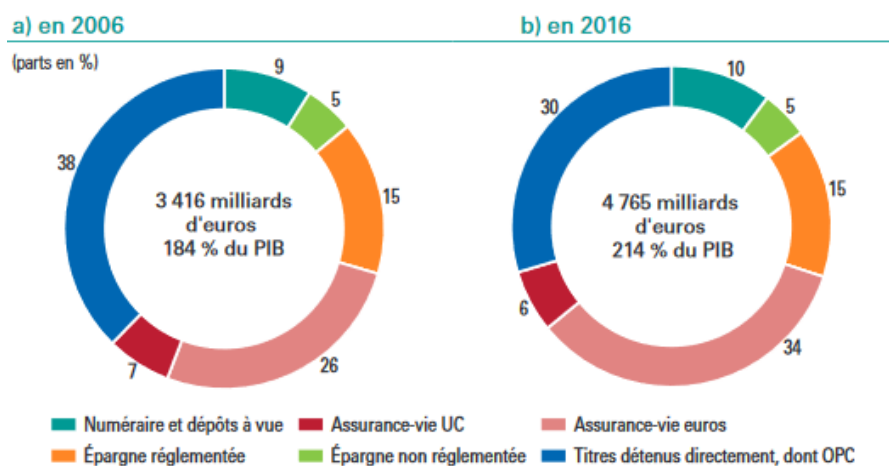


FIGURE 1.3 – Structure du patrimoine financier des Français.

Analysons maintenant le poids de l'assurance-vie dans le secteur de l'assurance. Comme le montre le graphique en figure 1.4²⁵, sur un total de 2717 milliards d'euros de passif pour les organismes soumis à la réglementation Solvabilité 2, 2441 proviennent des activités Vie et mixte, soit près de 90%.

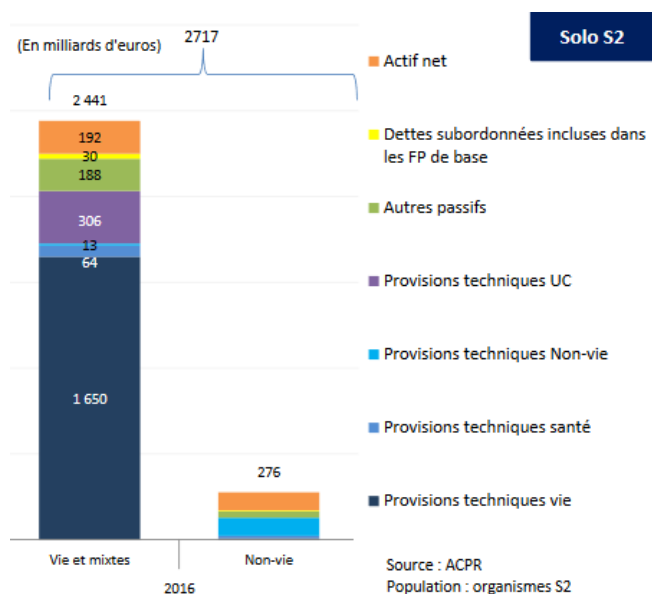


FIGURE 1.4 – Composition du passif des organismes S2.

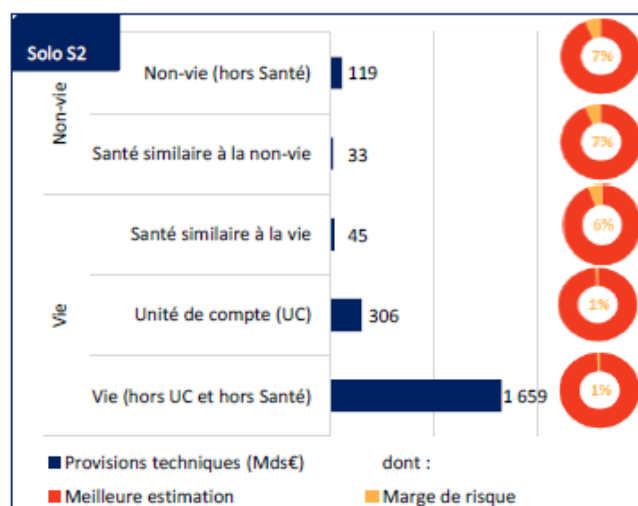


FIGURE 1.5 – Décomposition des provisions techniques des organismes S2.

En analysant plus en détail l'activité vie, on constate que les contrats UC ne représentent qu'une faible part des encours. En effet, la figure 1.5²⁶ présente la part des différentes activités dans les provisions techniques des organismes S2. L'UC représente alors 15% des provisions techniques vie d'après ces chiffres. Face à cette sous-représentation des UC dans leur portefeuille, les assureurs ont mis en place une politique incitative qui commence doucement à porter ses fruits, comme le montre le graphique 1.6²⁷ où la part des provisions mathématiques investies en UC augmente linéairement depuis 2011, après une forte baisse déclenchée en réponse à la crise des *Subprimes* de 2008.

25. Les chiffres du marché français de la banque et de l'assurance 2016 - ACPR

26. Les chiffres du marché français de la banque et de l'assurance 2016 - ACPR

27. Les chiffres du marché français de la banque et de l'assurance 2016 - ACPR

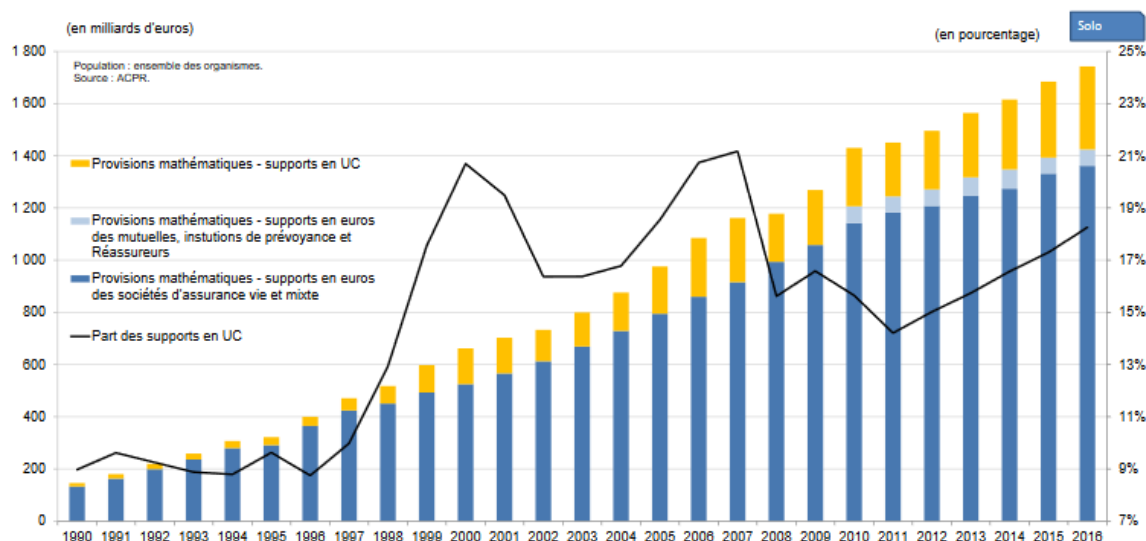


FIGURE 1.6 – Répartition des provisions mathématiques.

Les Français reprennent peu à peu confiance dans l'investissement sur les marchés financiers, mais de manière beaucoup trop timide pour contrebalancer le poids des garanties en euros supporté par les assureurs. De plus, on observe de nombreuses différences dans les performances et la part d'UC chez les acteurs du marché assurantiel. Par exemple à fin 2016, Neuflyze Vie, qui s'adresse à une clientèle patrimoniale, possède 50% de ses encours gérés en UC²⁸, contre seulement 29% chez BNP Paribas Cardif²⁹, 23% chez SOGECAP³⁰ ou encore 17% chez Crédit Agricole Assurance³¹. Les raisons expliquant ces différences sont de plusieurs natures :

- clientèle : les assureurs ayant une clientèle patrimoniale ont plus de facilités à avoir une grosse proportion d'UC avec un accompagnement des clients grâce à la gestion pilotée.
- stratégie : Neuflyze Vie par exemple limite la souscription en euros et cible une clientèle haut de gamme éligible au conseil en patrimoine, tandis que les bancassureurs s'adressent à l'ensemble des ménages en répliquant leur clientèle bancaire.

Afin de dynamiser la croissance des petites et moyennes entreprises, le projet de loi PACTE (Plan d'action pour la croissance et la transformation des entreprises) insiste lui aussi sur le développement de l'épargne de Français vers des investissements plus risqués. La présentation de ce projet le 18 juin 2018 comportait deux points centraux pour les investissements en assurance-vie. Tout d'abord, la réforme de l'épargne retraite vise à en faire un produit phare pour les Français en préparant leur avenir tout en finançant les entreprises en fonds propres. Les épargnants pourront désormais bénéficier de produits portables couplés à une fiscalité harmonisée et avantageuse. Le projet veut également simplifier l'épargne retraite et ouvrir la concurrence pour améliorer la qualité des produits et diminuer leurs coûts, avec un objectif bien défini : « L'épargne retraite est une épargne longue. Elle peut contribuer ainsi à un meilleur financement de nos entreprises par un investissement en actions plus important que dans d'autres produits d'épargne. La gestion pilotée des encours permettra d'orienter cette épargne vers l'économie productive, pour offrir de meilleurs rendements aux futurs retraités. »³². Pour accélérer cet investissement, la loi PACTE veut aussi ouvrir le PEA-PME aux titres émis dans le cadre du financement participatif et ainsi orienter les investisseurs vers ces supports : « Cette mesure encouragera le financement participatif à destination des petites entreprises grâce à une palette

28. Rapport de solvabilité - Neuflyze

29. Contribution aux résultats 2016 du groupe - BNP Paribas Cardif

30. Tableau financier 2016 - Assurances Société Générale

31. Rapport financier annuel 2016 - CA Assurances

32. #PACTE, Ministère de l'économie et des finances, juin 2018

d'instruments élargie, tout en s'inscrivant dans un cadre protecteur pour les investisseurs »³³.

1.2 Les contraintes de l'euros et de l'UC

1.2.1 Le virage vers la fin du tout-euros

Comme nous l'avons vu, l'épargne en euros est le support préféré des Français, notamment grâce à son triptyque capital garanti, rendement attractif, liquidité à tout instant. Cependant, les récentes évolutions financières et réglementaires ne sont pas favorables aux assureurs. Le contexte actuel de taux bas rend délicat le service des taux garantis des contrats en euros, le problème étant particulièrement aigu sur les contrats anciens pour lesquels les engagements pris se révèlent déconnectés de l'état du marché. Le concept de taux garanti est d'ailleurs lui-même remis en cause, puisqu'on trouve aujourd'hui des taux minimums garantis de 0% à la souscription.

De plus, dans le cadre de la directive Solvabilité 2 entrée en vigueur le 1^{er} janvier 2016, les assureurs doivent immobiliser un SCR (*Solvency Capital Requirement*) qui correspond au montant de fonds propres nécessaire pour faire face à un risque de ruine à horizon 1 an avec un niveau de confiance à 99,5%. Les contrats en euros nécessitent un besoin en capital réglementaire nettement supérieur aux contrats en unités de compte (UC), dans la mesure où l'assureur porte l'ensemble des risques sur ces contrats en euros. Dans son mémoire intitulé *Étude du SCR en Épargne*, Sankhe (2016) explique que le SCR lié aux contrats en euros est constitué principalement du SCR marché, puisque ces contrats comportent des garanties et options financières telles que les taux garantis, qui sont supportées entièrement par l'assureur. Ainsi, le *Best Estimate*³⁴ des passifs ne peut pas franchir un seuil déterminé par ces garanties, ce qui limite l'absorption des chocs d'actif par le passif et augmente donc le besoin en capital (SCR Marché) pour couvrir le risque financier. En revanche pour les contrats en UC sans garantie plancher, le risque est entièrement porté par l'assuré : cela implique que le *Best Estimate* (BE) peut complètement absorber les chocs d'actif, le risque pour l'assureur étant alors de ne pas pouvoir couvrir ses frais avec les prélèvements sur encours. Cette absorption par le passif est illustrée en figure 1.7.

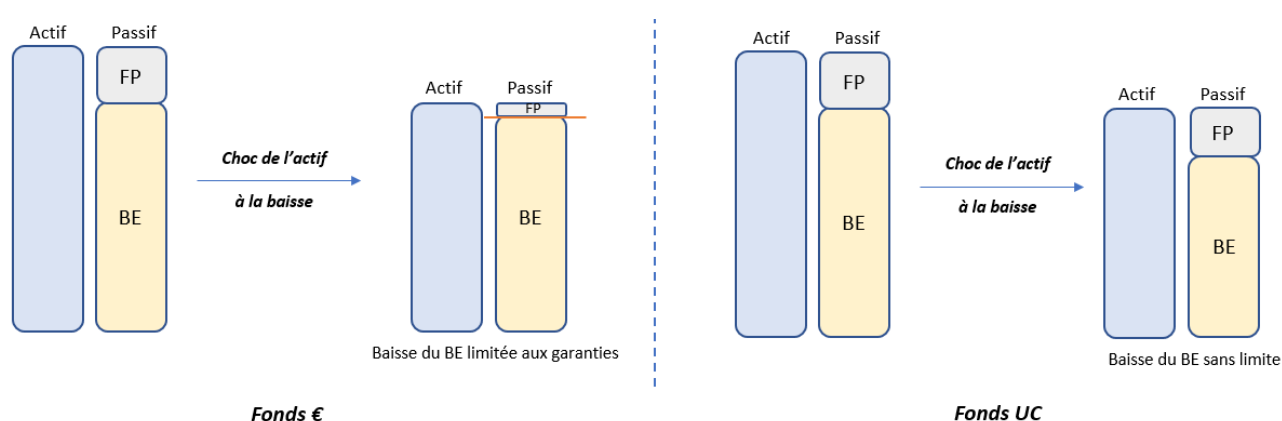


FIGURE 1.7 – Absorption par le passif sur les fonds euros et UC.

33. #PACTE, Ministère de l'économie et des finances, juin 2018

34. Le *Best Estimate* constitue, dans la directive Solvabilité II, la meilleure estimation des provisions techniques. Les flux futurs sont actualisés avec une courbe des taux sans risque pour avoir une vision plus proche de la vraie valeur actuelle des engagements de l'assureur.

Le SCR Marché apparaît alors nettement supérieur pour les garanties exprimées en euros par rapport aux UC. Sankhe (2016) nuance cependant cette affirmation, puisque son étude montre un SCR Souscription Vie supérieur dans les contrats en UC, en raison d'une plus longue durée (les UC étant généralement souscrites pour des investissements long terme, alors que les contrats en euros subissent de nombreux rachats au bout de 8 ans). Néanmoins, au terme de cette étude, on conclut que le SCR en UC est inférieur à celui en euros et que l'écart se creuse avec l'âge de souscription qui, en vieillissant, atténue le risque long terme. Les arbitrages de l'euro vers l'UC apparaissent alors comme une bonne solution pour diminuer les contraintes de capital pesant sur les assureurs.

Les assureurs français se retrouvent donc tous face à la même problématique : orienter l'épargne des assurés vers les contrats en unités de compte. Dans ce but, les acteurs du marché assurantiel mettent en place ou renforcent différentes stratégies. Parmi les solutions appliquées se trouvent :

- Prime de bienvenue pour les nouveaux adhérents :

De nombreux acteurs incitent les nouveaux adhérents à s'orienter vers les contrats UC via des primes de bienvenue. Ces primes sont généralement conditionnées à un niveau d'encours minimal et/ou une part minimale souscrite en UC et se retrouvent dans des campagnes commerciales de courte durée pour créer un effet d'opportunité pour le client. C'est une pratique très courante, particulièrement chez les acteurs offrant une souscription en ligne, qui permet ainsi d'orienter les nouvelles souscriptions sur des supports UC et, au fur et à mesure, diminuer les nouveaux engagements en euros. À titre d'exemple, on peut citer l'offre de Fortuneo Vie³⁵ : une prime de 100€ offerte pour un versement initial de 3000€ avec 30% minimum sur des supports en unités de compte non garantis en capital, ou une prime de 150€ pour un versement de 5000€ avec 30% en UC.

- Réduction et différenciation des frais :

Une autre technique des assureurs pour orienter l'épargne vers l'UC est la modulation des frais. Tout d'abord, ils peuvent adapter les frais de versement en fonction du support choisi. Ainsi, les frais de versement sur les contrats en UC peuvent être souvent abaissés par rapport à ceux sur les supports en euros, pour inciter les assurés à choisir l'UC en payant ainsi moins de frais. Par exemple, la MACSF a choisi de brusquement élever les frais de versements de 1% à 3% sur son contrat RES monosupport en euros³⁶.

- Bonification du rendement :

Le rendement est bonifié sur le fonds euros si des conditions d'épargne minimale et/ou d'une part minimale d'UC sont satisfaites. Cette politique de bonification de rendement a été reprise par beaucoup d'assureurs traditionnels sous des formes hybrides, si bien qu'elle est désormais une pratique courante. Sur la période 2016-2017, les niveaux de bonification varient entre +0,10% et +0,65% selon les assureurs. La bonification peut se présenter sous deux formes :

- une bonification cible. Elle peut porter sur l'encours, les versements ou les arbitrages. Par exemple, dans le cadre d'un arbitrage de l'euro vers l'UC, on applique une bonification sur un montant équivalent au montant arbitré, sur le fonds euros. Soit un arbitrage de 100 k€ d'un encours de 1 M€ originellement investi à 100% en euros. Sans bonification, supposons un rendement à 2% sur le support euros. En intégrant une bonification de 0,30% sur la part du support euros équivalente au montant arbitré, cela revient à 800 k€ à 2% et 100 k€ bonifiés à 2,3%, soit un rendement global de 2,03% sur le support €.

- une bonification conditionnelle. À condition d'avoir un encours minimal et/ou une part minimale d'UC, l'assureur va offrir une bonification sur les taux servis.

Cette bonification est cependant limitée, puisque elle ne doit pas dépasser le taux maximum réglementaire fixé par l'article A132-3 du Code des Assurances³⁷.

35. Campagne valide du 01.06.2018 au 31.08.2018

36. Assurance vie MACSF : gare à la hausse des frais sur versements, Que Choisir, 2017

37. Voir 1.1.1.1.

— Politique de souscription :

Afin de dynamiser l'épargne, les contrats en euros monosupports tendent à disparaître dans le marché de l'assurance-vie française, au profit des contrats multisupport. De plus, certains assureurs ont choisi d'orienter les nouvelles souscriptions vers l'UC, en limitant la collecte en euros. Ainsi, une part minimale d'UC est imposée dans les nouveaux contrats chez certains acteurs. On retrouve cette politique chez Suravenir, filiale du Crédit Mutuel Arkéa, où les nouvelles souscriptions sont soumises à des contraintes d'investissement minimal en unités de compte depuis le 1^{er} novembre 2016 :

- 30% d'unités de compte pour les versements supérieurs à 250k€ sur l'actif général
- 30% d'unités de compte sur le fonds Suravenir Opportunités
- 50% d'unités de compte au premier euro sur le fonds Sécurité pierre euro.

Un autre phénomène, similaire à la politique de souscription, est le réinvestissement du bénéficiaire suite à un décès. En effet, certains assureurs proposent d'exonérer totalement les frais de versement et d'arbitrage si le bénéficiaire réinvestit l'épargne en UC. Ainsi, le contrat Assurance Responsable et Solidaire de Parnasse-MAIF indique que « chaque bénéficiaire a la possibilité de réinvestir tout ou partie de l'épargne lui revenant sur une adhésion établie à son nom [...], avec une exonération totale de frais sur le versement correspondant »³⁸.

— Passage à un TMG brut de frais de gestion :

De nombreux assureurs modifient désormais les conditions générales des nouveaux contrats, dans le but de passer à une garantie en capital avant prise en compte des frais de gestion. Ainsi, en baissant le taux du capital garanti, le besoin en capital sous Solvabilité 2 va lui aussi diminuer. Cela offre une possibilité de diversification pour l'assureur : la valeur des options offertes aux assurés diminuant, un capital va se dégager permettant de prendre des positions plus risquées. SwissLife précise par exemple dans les conditions générales de son contrat Liberté Plus : « Les droits exprimés en euros comportent une garantie en capital égale aux sommes versées, nettes des prélèvements effectués au titre des frais de souscription, des frais de gestion et du coût de la garantie plancher décès incluse automatiquement »³⁹.

— Développement des contrats Euro-croissance :

L'Euro-croissance, qui a fait son apparition dans le paysage de l'assurance-vie française en 2014⁴⁰, constitue un premier moyen de progressivement déplacer l'épargne des assurés. Ces contrats n'ont néanmoins toujours pas atteint la croissance escomptée auprès des assurés, qui privilégient toujours les contrats en euros. Cependant, l'Euro-croissance semble être une bonne alternative transitoire pour progressivement habituer et sensibiliser les épargnants aux unités de compte.

— Développement de contrats « euro-actifs » et « euro-immobilier » :

A l'instar du contrat Euro-croissance, ces contrats offrent une gestion plus diversifiée. Une partie de l'actif est investie en actions ou en immobilier tertiaire, avec une promesse de plus grand rendement. Néanmoins, en raison des coûts de gestion plus importants, l'accès à ces fonds est conditionné à une souscription en UC. Generali a mis en place ses contrats Elixence (euro-actifs) nécessitant 50% minimum de l'encours investi en UC et EuroInnovalia (euro-immobilier) avec 40% minimum investi en UC. Les assureurs mettant en place ces dispositifs offrent à leurs assurés une stratification des fonds en euros. L'objectif est de diversifier l'offre au sein même de l'épargne euros d'une part et d'autre part d'utiliser ces supports plus rémunérateurs comme produit d'appel pour de l'épargne en unités de compte.

38. MAIF - Notice contrat assurance vie responsable et solidaire, 2018

39. SwissLife Liberté Plus, Dossier de souscription

40. Voir 1.1.1.3

Toutes ces initiatives prises par les assureurs accélèrent la migration de l'épargne des Français vers l'UC, mais de façon encore limitée pour faire face aux enjeux actuels des taux bas et du besoin en capital réglementaire induit par Solvabilité 2. En effet, malgré une collecte de 28% en UC en 2017 contre seulement 20% en 2016, les contrats en euros restent incontournables. Les acteurs assurantiels font face à un marché encore immature et peu éduqué au risque financier et aux produits d'investissements tels que les unités de compte. Ce facteur psychologique couplé à l'aversion au risque traditionnelle renforce la prééminence des contrats en euros. Un enjeu global pour l'assurance-vie est donc une éducation des assurés aux produits financiers. Les options de gestion pilotée ou sous mandat, qui offrent à l'assuré la possibilité de déléguer la gestion de son épargne à son assureur, apparaissent comme une réponse possible pour rassurer les investisseurs. Aujourd'hui coûteuses, ces options ne sont accessibles qu'à des assurés au capital important, aussi appelés patrimoniaux. Leur démocratisation devient alors un enjeu pour le secteur de l'assurance. Dans ce cadre, ce mémoire se propose d'étudier la solution potentielle que représentent les *robo-advisors* qui promettent d'automatiser la gestion de l'épargne et de proposer un service de gestion de masse, personnalisé en fonction du profil de l'investisseur.

1.2.2 L'environnement réglementaire des UC

Tous les assureurs français s'accordent sur une politique de migration de l'épargne des fonds en euros vers les fonds en UC. Bien que très avantageux pour l'assureur dans sa gestion des risques et son besoin en capital réglementaire, ces fonds s'accompagnent également de contraintes pesant sur les assureurs. En effet, les assureurs et les intermédiaires d'assurance sont tenus d'un devoir de conseil envers les assurés. Plus récemment, le règlement PRIIPs est venu bousculer la communication pré-contractuelle des assureurs, en imposant la production systématique d'un Document d'Informations Clés à destination des investisseurs.

1.2.2.1 Le devoir de conseil

Tous les intermédiaires d'assurance ont un devoir d'information et de conseil auprès de leurs clients, précisé dans l'article L. 520-1 du code des Assurances⁴¹. D'après cet article, entré en vigueur le 1er juillet 2010, l'intermédiaire « doit fournir au souscripteur éventuel des informations relatives notamment à son identité, à son immatriculation et aux procédures de recours et de réclamation, ainsi que, le cas échéant, à l'existence de liens financiers avec une ou plusieurs entreprises d'assurance » avant la souscription du contrat. De plus, avant de conclure un contrat, l'intermédiaire doit également informer le souscripteur quant à la fourniture du contrat. En effet, il doit préciser s'il a un lien d'exclusivité avec un ou plusieurs assureurs et déclarer si ses conseils sont fondés sur une analyse des différents produits commercialisés. Si l'intermédiaire est soumis à un lien d'exclusivité, le client peut demander à en connaître le ou les noms. S'il n'est pas soumis à un lien d'exclusivité mais ne peut pas fonder ses conseils sur une analyse des différents produits commercialisés, le souscripteur peut demander à connaître le nom des assureurs avec lesquels l'intermédiaire travaille. Enfin, s'il déclare fonder ses conseils sur une analyse des différents produits commercialisés, l'intermédiaire est tenu d'analyser un nombre suffisant de produits offerts sur le marché de façon à recommander le plus adapté aux besoins du client. Il existe de plus une particularité propre aux courtiers d'assurances qui fournissent un conseil fondé sur une analyse des différents produits commercialisés. En effet, ils ont le devoir de préciser au client, le cas échéant, le nom de l'assureur ayant généré plus de 33% de leur chiffre d'affaires de l'année précédente.

Cet article précise également les contraintes de l'intermédiaire vis-à-vis du recueil d'informations auprès du client. Il doit en effet « préciser les exigences et les besoins du souscripteur éventuel ainsi

41. Art. L. 520-1 du code des Assurances, Ordonnance n° 2009-106 du 30 janvier 2009 - art. 3

que les raisons qui motivent le conseil fourni quant à un produit d'assurance déterminé. Ces précisions, qui reposent en particulier sur les éléments d'information communiqués par le souscripteur éventuel, sont adaptées à la complexité du contrat d'assurance proposé. ». Cela rentre dans le cadre du devoir de conseil de l'assureur.

Le devoir de conseil de l'assureur-vie a été précisé par la recommandation de l'ACPR du 8 janvier 2013⁴². En effet, l'ACPR précise que l'assureur-vie doit « s'enquérir des exigences et des besoins du souscripteur, de sa situation financière, de ses objectifs de souscription, ainsi que de ses connaissances et de son expérience en matière financière, afin de délivrer un conseil adapté au client et à la complexité du contrat ». En fonction des informations récoltées, notamment via des questionnaires, l'assureur doit prodiguer des conseils adaptés aux besoins et au profil du client, en l'orientant au mieux de ses intérêts. Cette recommandation précise les modalités de recueil et de traçabilité des informations, le contenu des informations, leur exploitation et les moyens et procédures mis en place. Intéressons-nous plus particulièrement au contenu de ses informations, puisque cela servira de point de départ aux données recueillies en entrée par les *robo-advisors*. Les informations concernent, d'après la recommandation de l'ACPR :

- La situation familiale : l'identité du client, la résidence fiscale, le régime matrimonial des époux, l'identité et le nombre des personnes à charge, leur âge et le conjoint/partenaire de PACS.
- La situation patrimoniale : les revenus du client (par exemple, nature, montant et fréquence) et du conjoint/partenaire de PACS, les dépenses courantes actuelles et éventuellement futures du client ainsi que les facteurs susceptibles de les influencer, la capacité d'épargne, la composition, la liquidité et la disponibilité du patrimoine et la valeur indicative des éléments du patrimoine (par exemple, résidence principale, résidence secondaire, produits d'épargne et d'investissement), les charges financières (par exemple, remboursement d'emprunt immobilier), la quote-part du patrimoine que le client envisage d'investir.
- La situation professionnelle : la situation professionnelle du client et du conjoint/partenaire de PACS et, le cas échéant, la date prévisionnelle de départ à la retraite.
- Les connaissances et l'expérience financières : elles ne doivent pas être déterminées uniquement par l'auto-évaluation du client et il faut distinguer connaissances théoriques et détention de produits. Il faut recueillir l'information de la détention présente ou passée de produits d'épargne et d'investissement, leur mode de gestion, l'existence de gains réalisés ou de pertes déjà subies sur les différents produits et la réaction du client à ces gains ou à ces pertes.
- Les objectifs de souscription et l'horizon d'investissement : l'assureur propose une liste d'objectifs de souscription (par exemple, préparation de la retraite, transmission d'un capital au moment du décès, constitution d'une épargne de précaution, investissement à long, moyen ou court terme), en les explicitant et en offrant la possibilité de les hiérarchiser et demande au client la durée envisagée de l'investissement.
- Le profil du client : l'assureur doit déterminer le profil du client en fonction du rendement attendu par le client et du niveau de risque qu'il est prêt à supporter. Pour cela, il doit attirer son attention sur le fait qu'un rendement élevé entraîne un risque plus important en s'appuyant, le cas échéant, sur plusieurs scénarios d'évolution de l'épargne (rendement, possibilité de quantifier ce que le client est prêt à perdre ou à gagner, probabilité de survie, etc.), définir clairement et préciser les différents profils et, le cas échéant, les termes techniques et/ou complexes, le tout en se fondant principalement sur des questions en lien avec l'investissement.

L'assureur doit exploiter ces données recueillies pour définir le profil du client. En cas de réponses incohérentes ou incomplètes, il se doit de mettre en garde le client.

Le devoir de conseil est une réelle contrainte pesant sur l'assureur-vie et en cas de manquement il s'expose à de lourdes sanctions. La Banque Postale s'est d'ailleurs confrontée au jugement de l'ACPR

42. Recommandation sur le recueil des informations relatives à la connaissance du client dans le cadre du devoir de conseil en assurance-vie - 2013-R-01 du 8 janvier 2013 - ACPR

le 18 mai 2017⁴³ qui l'a sanctionnée d'un blâme et d'une amende de 5 millions d'euros, dans le cadre de pertes financières de 18,6 M€ pour ses clients sur ses fonds communs de placement Progressio et d'un manquement à son devoir de conseil. En effet, la Banque Postale a lancé des FCP Progressio principalement investis en unités de compte en 2005. Cependant, il s'est avéré qu'elle a réalisé de mauvais arbitrages en investissant sur des obligations d'Etat grecques, qui ont entraîné de lourdes pertes au début des années 2010. Mais au delà de cette mauvaise allocation d'actifs, l'ACPR a relevé un manquement au devoir de conseil de l'assureur-vie qui a motivé cette sanction : « LBP n'a pas, lors des souscriptions qui ont fait suite à des opérations de rachat relatives à des contrats d'assurance sur la vie adossés aux FCP Progressio, respecté les obligations qui lui incombent au titre du devoir de conseil ; elle n'a, sur ce sujet, pas respecté ses propres procédures, qui prévoient le recueil, par les conseillers, des informations relatives au client (situation financière et objectifs de souscription), la formalisation de ses besoins et exigences ainsi que des raisons qui motivent le conseil fourni, au moyen d'une « fiche de préconisation » et d'une « synthèse DRC » (dossier relation client) [...] il apparaît que le recueil des informations auprès des clients était lacunaire, de même que la communication au client des raisons qui motivent le conseil fourni, de sorte que les exigences relatives au devoir de conseil et en particulier à sa formalisation n'étaient pas correctement satisfaites ». Cette sanction ne fait pas figure de cas particulier, puisque plusieurs intermédiaires d'assurance ont déjà été sanctionnés par l'ACPR dans le cadre du devoir de conseil, avec pour but d'améliorer la communication et le conseil auprès des assurés (Arca Patrimoine⁴⁴, SGP⁴⁵, ...)

1.2.2.2 PRIIPs

Le Règlement européen PRIIPs (*Packaged Retail Investment and Insurance-based Products*)⁴⁶, entré en vigueur le 1er janvier 2018, a pour but d'uniformiser et de clarifier l'information d'un grand nombre de produits d'investissement packagés de détail et fondés sur l'assurance (fonds d'investissement, produits dérivés, assurance-vie en épargne...) pour les investisseurs de détail. Ce sont plus concrètement des produits destinés à des particuliers et dont les rendements dépendent des fluctuations des marchés financiers. En assurance-vie, cela concerne particulièrement les contrats en UC. Un PRIIP offre une interface entre le particulier et les marchés, grâce à un regroupement d'actifs lui permettant d'obtenir des expositions, des caractéristiques de produits ou des structures de coûts différentes de ce que permettrait la détention directe⁴⁷. Cependant, ces produits entraînent un besoin d'informations supplémentaires pour les investisseurs : c'est précisément sur ce point qu'intervient ce règlement. Il s'inscrit dans un contexte plus large visant à restaurer la confiance dans les marchés financiers et ainsi inciter les ménages à investir leur épargne.

Le Règlement oblige l'initiateur du produit (entreprise d'assurance, gestionnaire de fonds, établissement de crédit, entreprise d'investissement) à établir un document d'information clé (DIC ou KID) de façon standardisée permettant à l'investisseur d'avoir à sa disposition des informations de base pour analyser le produit et le comparer avec d'autres. Il stipule que les informations publiées sont exactes, loyales, claires et non trompeuses pour ces investisseurs de détail. Ce document doit être transmis avant la souscription et doit être largement et gratuitement disponible, sur support papier ou sur le site internet des entreprises.

Afin de rester clair, concis et compréhensible, le DIC se doit d'être rédigé avec un vocabulaire accessible en évitant le jargon financier. Il ne doit détailler que les éléments clés relatifs à la nature et aux

43. Décision du 18 mai 2017 à l'égard de La Banque Postale, ACPR

44. Première sanction de l'ACPR sur l'information et le conseil, L'Argus de l'assurance, 2013

45. Devoir de conseil : l'ACPR sanctionne lourdement un courtier, L'Argus de l'assurance, 2018

46. RÈGLEMENT (UE) No 1286/2014 DU PARLEMENT EUROPÉEN ET DU CONSEIL du 26 novembre 2014

47. FFA - PRIIPs: Les Associations françaises représentant les consommateurs et les professionnels appellent les Institutions européennes à améliorer la qualité de l'information délivrée dans le Document d'Information Clé (DIC) 12/01/2017

caractéristiques du produit, tels que le risque éventuel de perte de capital, son profil de coût et de risque, ainsi que des informations pertinentes sur ses performances et certaines autres informations spécifiques qui seraient nécessaires pour comprendre le produit. Il doit être présenté sur 3 pages au format A4 au maximum et respecter un plan donné par le règlement (on pourra se référer à la présentation de la forme et du contenu détaillés en annexe A.2).

NORMES TECHNIQUES DE RÉGLEMENTATION :

Pour garantir l'application du règlement PRIIPs, les autorités européennes de surveillance établissent des normes techniques de réglementation (NTR). Celles-ci ont pour objectif de déterminer les modalités de la présentation et du contenu du DIC, la méthode à utiliser pour la présentation des risques et des rémunérations et enfin le mode de calcul des coûts, notamment les détails des indicateurs sommaires. Les autorités établissent également des NTR en ce qui concerne la révision des DIC. En effet, ces NTR déterminent les conditions de réexamen du DIC, les conditions dans lesquelles il est obligatoire de réviser le contenu du DIC, les conditions particulières imposant le réexamen lorsque le produit est mis à disposition des investisseurs de façon non permanente et enfin les circonstances imposant à l'initiateur d'informer les investisseurs de la révision. Les NTR applicables sont celles du règlement délégué 2017/653 de la commission du 8 mars 2017⁴⁸, duquel sont extraites les informations qui suivent.

CATÉGORIES DE PRIIPs :

Les PRIIPs sont classés en 4 catégories :

1. Produits dont la perte peut être supérieure au capital investi, ou dont les prix sont disponibles moins d'une fois par mois.
2. Produits sans effet de levier ou dont l'effet de levier est un multiple constant du prix du sous-jacent.
3. Produits dont la valeur dépend du prix d'investissement sous-jacent, mais qui n'est pas un multiple constant du prix.
4. Produits dont la valeur dépend en partie de facteurs non observés sur les marchés, y compris les produits offrant une participation aux bénéfices.

INDICATEUR SYNTHÉTIQUE DE RISQUE (ISR) :

Le règlement délégué présente tout d'abord des méthodes de calcul de l'indicateur synthétique de risque (ISR). Cet indicateur se présente sous la forme d'une échelle allant de 1 à 7, 1 étant considéré comme le risque le plus faible et 7 comme le risque le plus élevé. Pour le calculer, il faut associer une mesure du risque de marché et une mesure du risque de crédit selon une matrice définie en annexe des NTR.

- Mesure du risque de marché (MRM) : pour les produits de catégorie 1, la mesure est fixée à 7, sauf produit sans prix au moins mensuel pour lesquels elle est fixée à 6. Pour les 3 autres catégories, elle se base sur la volatilité équivalente à la *Value at Risk (VEV)*, pour un niveau de confiance de 97,5% sur la période de détention recommandée. Les NTR donnent un tableau de correspondance entre la volatilité équivalente à la VaR et la mesure du risque de marché, allant de 1 à 7 (Figure 1.8).

48. RÈGLEMENT DÉLÉGUÉ (UE) 2017/653 DE LA COMMISSION du 8 mars 2017

Classe MRM	VEV
1	< 0,5%
2	0,5% - 5%
3	5% - 12%
4	12% - 20%
5	20% - 30%
6	30% - 80%
7	> 80%

FIGURE 1.8 – Classe de MRM en fonction de la VEV.

Echelon ajusté de qualité de crédit	Classe MRC
0	1
1	1
2	2
3	3
4	4
5	5
6	6

FIGURE 1.9 – MRC en fonction de l'échelon ajusté de qualité de crédit.

- Mesure du risque de crédit (MRC) : la mesure de risque de crédit s'effectue sur une échelle de 1 à 6. L'initiateur du PRIIP détermine un échelon de qualité de crédit en se basant sur le niveau de risque communiqué par un ou plusieurs organismes d'évaluation de crédit (OEEC). Ce niveau est ensuite ajusté et corrigé en fonction de la période de détention recommandée. La mesure du risque de crédit est alors obtenue grâce au tableau en figure 1.9, fourni en annexe du règlement délégué.

Finalement, l'indicateur synthétique du risque est obtenu en combinant ces deux mesures précédentes grâce à la table ci-après :

	MRM1	MRM2	MRM3	MRM4	MRM5	MRM6	MRM7
MRC1	1	2	3	4	5	6	7
MRC2	1	2	3	4	5	6	7
MRC3	3	3	3	4	5	6	7
MRC4	5	5	5	5	5	6	7
MRC5	5	5	5	5	5	6	7
MRC6	6	6	6	6	6	6	7

FIGURE 1.10 – Tableau de calcul de l'ISR.

SCÉNARIOS DE PERFORMANCE :

Dans le cadre du DIC, il faut tracer des scénarios de performance pour faire apparaître, dans un tableau récapitulatif, le pourcentage du capital obtenu en fonction des différents scénarios. Le règlement délégué précise les 4 scénarios à calculer : favorable, intermédiaire, défavorable et tensions. Un scénario supplémentaire fondé sur le scénario intermédiaire peut être ajouté pour les produits d'assurance lorsque la performance est pertinente pour le retour sur investissement. Ces scénarios sont évalués à la fin de la période de détention recommandée, mais aussi à certaines échéances plus courtes selon la durée de la période de détention recommandée. Les scénarios se déterminent de la façon suivante :

- Un scénario favorable, correspondant à la valeur du PRIIP à la fin de la période de détention recommandée au 90^{ème} centile.
- Un scénario intermédiaire, correspondant à la valeur du PRIIP à la fin de la période de détention recommandée au 50^{ème} centile.

- Un scénario défavorable, correspondant à la valeur du PRIIP à la fin de la période de détention recommandée au 10^{ème} centile.
- Un scénario de tensions, couvrant les effets nettement défavorables sur le produit non couverts par le scénario défavorable.

COÛTS :

L'investisseur de détail doit avoir connaissance de tous les coûts liés au PRIIP. Un indicateur synthétique des coûts agrégés est fourni en valeur monétaire et en pourcentage pour la période de détention recommandée, mais aussi pour les échéances plus courtes choisies. Ces résultats sont présentés dans un tableau montrant les coûts au fil du temps. Le DIC doit comporter également un tableau relatif à la composition des coûts et leur incidence sur le rendement annuel.

RÉEXAMEN ET RÉVISION DU DIC :

Le DIC doit être régulièrement mis à jour par l'initiateur du PRIIP. Il doit être réexaminé au moins une fois par an et après chaque modification pouvant affecter les informations qu'il contient. En effet, les informations du DIC doivent toujours être exactes. De plus, si l'ISR change de classe, ou si le rendement moyen du scénario intermédiaire est modifié de plus de 5 points de pourcentage alors le DIC devra être révisé.

RESPONSABILITÉ ET SANCTIONS :

Les initiateurs du PRIIP sont responsables de l'exactitude et de la clarté du DIC. En cas de pertes subies dues à des erreurs sur les informations transmises par l'initiateur, les investisseurs de détail possèdent un droit de recours effectif. De plus, en cas de non-respect ou de mauvaise application de ce règlement, les autorités compétentes ont la possibilité de mettre en place des sanctions et des mesures administratives. Ces sanctions sont les suivantes :

- Interdiction de la commercialisation d'un PRIIP
- Suspension de la commercialisation d'un PRIIP
- Avertissement public mentionnant le nom du responsable et la nature de l'infraction
- Interdiction de fournir un DIC non conforme et obligation de le réviser
- Amendes administratives :
 - Pour une personne morale :
 - D'un montant maximal d'au moins 5 millions d'euros ou 3% du chiffre d'affaires.
 - D'un montant maximal d'au moins deux fois les bénéfices réalisés ou les pertes évitées en raison de l'infraction, s'ils peuvent être déterminés.
 - Pour une personne physique :
 - D'un montant maximal d'au moins 700 000€.
 - D'un montant maximal d'au moins deux fois les bénéfices réalisés ou les pertes évitées en raison de l'infraction, s'ils peuvent être déterminés.

Pour l'objet de notre étude, c'est-à-dire l'application à l'assurance-vie, les produits sont parfois composés de plusieurs unités de compte. Dans son guide *Distributing investment funds under PRIIPs and MiFID II*⁴⁹, BNP Paribas précise que pour établir le DIC, deux choix s'offrent à l'émetteur : réaliser un DIC pour chaque investissement sous-jacent, ou réaliser un DIC générique qui doit énoncer les indicateurs de risque et les coûts pour les investissements sous-jacents et indiquer une référence de documents plus détaillés contenant les informations sur les sous-jacents.

49. DISTRIBUTING INVESTMENT FUNDS UNDER PRIIPs AND MiFID II, p17, BNP Paribas Securities Services, 2017

1.2.2.3 MiFID II

L'arrivée de PRIIPs début 2018 a été accompagnée de celle de la directive MiFID (*Markets in Financial Instruments Directive*) II le 3 janvier ainsi que du règlement européen MiFIR. Cette directive succède à MiFID I, appliquée depuis 2007, qui avait pour objectif d'offrir une plus grande transparence des instruments financiers. A la suite de la crise des Subprimes de 2008, les autorités européennes ont choisi de renforcer la réglementation des marchés en partie via MiFID II. Cette directive destinée aux institutions financières présente une double enjeu : transcrire les produits financiers afin de retracer leurs échanges sur les marchés et protéger les investisseurs.

Dans l'intérêt des investisseurs, une gouvernance des produits a été mise en place afin de définir, à sa production et à sa distribution, les caractéristiques du produit financier et la clientèle visée. MiFID impose donc aux distributeurs de maîtriser eux aussi les caractéristiques des produits qu'ils commercialisent, à partir des informations reçues par les producteurs et de bien définir la clientèle visée. Pour cela, les acteurs financiers ont recours à des questionnaires pour analyser leurs clients et proposer en fonction un conseil adapté. Ils sont d'ailleurs obligés de recueillir certaines informations depuis MiFID I :

« *The information regarding the investment objectives of the client or potential client shall include, where relevant,*

1. *information on the length of time for which the client wishes to hold the investment,*
2. *his preferences regarding risk taking,*
3. *his risk profile,*
4. *and the purposes of the investment.*⁵⁰ ».

La gouvernance des produits financiers se résume par l'illustration suivante⁵¹ :

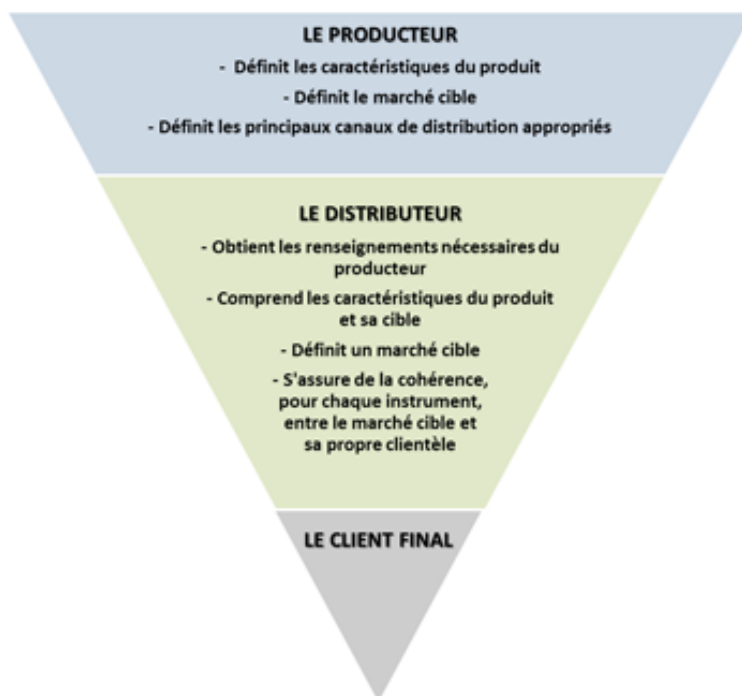


FIGURE 1.11 – Gouvernance des produits sous MiFID II.

50. Article 35(4) de la Directive (2006/73/EC)

51. Les principaux apports de MIF 2, AMF 2018

MiFID II constitue un changement pesant sur les entreprises d'investissement et plus largement les institutions financières. Cette directive poursuit les mêmes objectifs que le règlement PRIIPs en matière de communication des caractéristiques des produits et de conseil auprès des investisseurs particuliers, ce qui contraint les assureurs-vie dans le développement de leur offre en UC.

1.2.2.4 UCITS

Le règlement PRIIPs et la directive MiFID II ajoutent une nouvelle contrainte de communication aux assureurs. Il ne s'agit pourtant pas des premiers textes de loi sur ce sujet. En effet, avant l'introduction du règlement PRIIPs, le marché des OPC (Organismes de Placement Collectif) était régi par les *Undertakings for Collective Investment in Transferable Securities Directives* (UCITS). Plus particulièrement, la directive UCITS IV, mise en application le 1er juillet 2011, instaure la publication d'un DICI (Document d'information clé pour l'investisseur).

Le DICI doit donner, en 2 à 3 pages, une information claire, exacte et non trompeuse des caractéristiques du produit permettant à l'épargnant de prendre une décision d'investissement⁵². Il se présente sous une forme proche de celle du DIC du règlement PRIIPs, avec les rubriques suivantes :

- Document d'information clé pour l'investisseur : bref descriptif du document et dénomination du fonds d'investissement.
- Objectifs et politique d'investissement : brève description des objectifs et des caractéristiques essentielles du fonds d'investissement.
- Profil de risque et de rendement : affichage de niveau de risque et rendement, explication de l'indicateur et détail des risques non pris en compte par l'indicateur.
- Frais : détail des frais liés au contrat.
- Performances passées : contient un diagramme indiquant les performances passées du fonds.
- Informations pratiques : diverses informations liées au fonds.

On observe immédiatement certaines différences entre le DIC de PRIIPs et le DICI des UCITS. En effet, le DIC abandonne la rubrique sur les performances passées, qui ne constitue pas un indicateur suffisamment pertinent sur les performances futures du produit. En revanche, il ajoute des scénarios de performance pour évaluer l'évolution du capital sous différentes hypothèses. Enfin, le DIC s'oriente davantage sur les attentes des investisseurs, en ajoutant des rubriques telles que les modalités en cas de défaut de l'initiateur, la période de détention recommandée et comment effectuer une réclamation. En ce qui concerne la rubrique « Profil de risque et rendement », les deux documents s'accordent sur une notation allant de 1 à 7. En revanche, les méthodes de calcul sont différentes. Dans le DICI, l'indicateur, nommé SRRI (Synthetic Risk and Reward Indicator), est calculé à partir de la volatilité (des performances passées) du fonds, ou dans certains cas particuliers sur la VaR⁵³.

La volatilité historique permet de retracer le risque passé du produit, mais cette volatilité ne sera pas forcément identique à l'avenir. Pour définir le risque, PRIIPs introduit la VEV : volatilité équivalente à la VaR. Il s'agit de transformer la VaR à 97,5% en une mesure similaire à une volatilité⁵⁴. En d'autres termes, on recherche un niveau de volatilité correspondant à un risque ayant moins de 2,5% de chances de se produire. Connaissant les moments de la distribution, on peut calculer la VaR par le développement de Cornish-Fisher, pour finalement calculer la VEV. Ainsi, plutôt que d'évaluer le risque par la mesure d'une volatilité passée, on se concentre sur les événements extrêmes en recherchant la volatilité correspondante à ces événements.

52. Autorité des marchés financiers, « Le Document d'information clé pour l'investisseur (DICI) », Avril 2015

53. CESR/09-2016 – Annex to CESR's technical advice on the level 2 measures related to the format and content of Key Information Document disclosures for UCITS (Ref. CESR/09-949) : methodology for the calculation of the synthetic risk and reward indicator – December 2009

54. VaR Equivalent Volatility, Risk Concile, 2016

1.3 Les *robo-advisors*, l'avenir de l'assurance-vie ?

Les innovations scientifiques et technologiques ont bouleversé notre environnement ces dernières années. Digitalisation, *big data*, intelligence artificielle, *machine learning*... Ces expressions sont devenues omniprésentes et n'épargnent pas le monde de la finance, où l'on observe l'essor des *FinTechs* (contraction de Finance et Technologie). Certains acteurs, *start-ups* ou traditionnels, ont cherché à appliquer ces techniques modernes à la gestion de patrimoine avec pour objectif de l'automatiser et ainsi supprimer le besoin d'un gestionnaire ou d'un intermédiaire, afin de réduire les frais inhérents à cette gestion et la démocratiser. C'est ainsi que sont nés les *robo-advisors*.

Plus concrètement, un *robo-advisor* est un conseiller en gestion de portefeuille automatisé, qui opère grâce à des algorithmes offrant au client des conseils sur une allocation plus ou moins personnalisée, sans nécessiter d'intervention humaine (ou minime). Ce « robot-conseiller » est programmé pour effectuer tout ou partie des opérations, telles que l'enregistrement, l'analyse du profil et des objectifs de l'investisseur, le conseil sur l'allocation d'actifs, le suivi et le rééquilibrage du portefeuille. Un des principaux atouts de ces robots est leur accessibilité : diffusés sur des sites Internet, ils s'adressent à l'ensemble des investisseurs avec des versements initiaux minimaux faibles et des coûts de gestion considérablement réduits par rapport aux conseillers traditionnels.

Les *robo-advisors* se sont tout d'abord développés aux États-Unis à la fin des années 2000, avec le lancement en 2008 du premier *robo-advisor* par Betterment, une société américaine de gestion de patrimoine. D'autres ont ensuite suivi le pas (Wealthfront, Schwab, ...) et une multitude de *robo-advisors* a ainsi vu le jour. Ils se sont développés plus tardivement et plus discrètement en France entre 2012 et 2016. Les acteurs français présents dans le paysage du conseil financier automatisé se comptent aujourd'hui sur les doigts de la main : Advize, Fundshop, Marie Quantier, WeSave et Yomoni. Une étude comparative de ces *robo-advisors* a été menée par le site *JEpargneEnLigne*⁵⁵ et est présentée en annexe A.3. Comme nous pouvons le voir dans cette étude, les *robo-advisors* français proposent différents types d'investissement, dont l'assurance-vie (excepté Fundshop, dont le fonctionnement diffère par rapport aux autres entreprises puisqu'il ne vend pas de produit mais permet au client d'optimiser son (ses) contrat(s) d'assurance-vie), avec chacun des particularités quant à leur mode de gestion, leurs stratégies et leurs frais. On constate également que tous les *robo-advisors* français ont le double statut de Courtier en assurance et de Conseiller en Investissements Financiers (CIF), excepté Yomoni qui se distingue en ayant le statut de Société de Gestion de Portefeuille et non de CIF. De ce fait, les *robo-advisors* se confrontent à un cadre réglementaire rigide. PRIIPs, RGPD, MiFID, devoir de conseil, DDA⁵⁶ et la surveillance et le contrôle de conformité de l'ACPR encadrent l'activité du conseil en investissement.

Les *robo-advisors* offrent un nouveau canal de diffusion de l'offre assurantielle, en proposant un service de gestion de l'épargne à moindre frais pour cibler une large population. Par ce biais, ces nouveaux acteurs pourraient permettre d'accélérer la mutation du portefeuille des assureurs-vie, en augmentant la part d'UC dans les actifs gérés.

1.3.1 Ouvrir la boîte noire : que fait vraiment un *robo-advisor* ?

Chaque *robo-advisor* adopte sa propre philosophie, mais nous pouvons trouver un parcours client similaire chez la plupart d'entre eux. Il s'articule de la façon suivante :

55. Robo-advisor : comparatif détaillé des acteurs en France, JEpargneEnLigne, 2018

56. La directive européenne sur la distribution d'assurances (DDA), qui entrera en application le 1^{er} octobre 2018, « pose le principe général selon lequel tout distributeur d'assurance doit agir de manière honnête, loyale et non trompeuse, en accord avec le meilleur intérêt des clients, prévoit de nouvelles modalités. » (Source : ACPR)

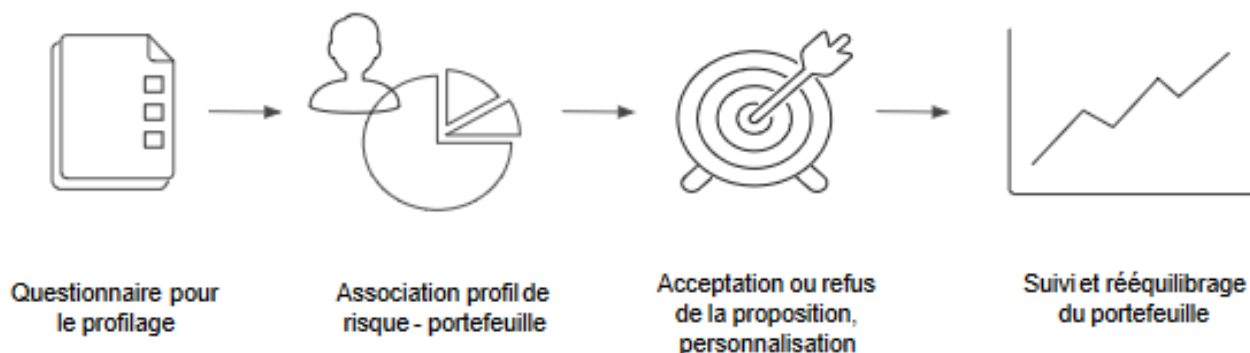


FIGURE 1.12 – Parcours client en 4 étapes.

1.3.1.1 Détermination du profil de risque

La première étape consiste à définir les besoins du client, en général via un questionnaire en ligne. Cette collecte d'informations est nécessaire pour créer le profil de risque de l'investisseur et lui proposer une offre adéquate. L'utilisateur renseigne un certain nombre d'informations le concernant, à propos de son identité, sa situation patrimoniale, son expérience et ses connaissances financières, ainsi que ses objectifs de placement. En ce qui concerne l'assurance-vie, le robot doit poser un certain nombre de questions sur des sujets prédéterminés par le règlement de l'ACPR⁵⁷ afin de respecter son devoir de conseil, notamment à propos des connaissances financières, qui ne doivent pas reposer uniquement sur l'auto-évaluation. Puisque les *robo-advisors* agissent souvent en qualité d'intermédiaires d'assurance, leurs questionnaires ressemblent fortement aux questions posées à la souscription traditionnelle d'une assurance-vie.

Une fois ces données collectées, le robot-conseiller définit le profil de risque de l'investisseur, afin de déterminer son niveau d'appétence au risque. Ce passage est crucial pour établir l'allocation adaptée au client. Néanmoins, la détermination du profil de risque ne se fait pas de façon identique chez tous les *robo-advisors*. En se basant sur la réflexion de Tillmans (2017), nous allons donner quelques pistes sur lesquelles se basent les conseillers. Dans leur article sur la tolérance au risque et son implication sur l'allocation optimale de portefeuilles, Hanna & Chen (1997) définissent une tolérance au risque se décomposant en 2 parties : la tolérance subjective, basée sur la notion économique de l'aversion au risque, et la tolérance objective, basée sur la situation financière objective du client :

- Tolérance au risque subjective. Elle est déterminée via deux facteurs, l'espérance d'utilité, qui correspond aux préférences de l'individu dans le classement des loteries, et des facteurs psychométriques, composés d'une attitude générale face aux risques financiers et des émotions survenant lors de la prise de décisions risquées. Ces facteurs sont évalués au travers de questions mettant en scène des situations.
- Tolérance au risque objective. La façon la plus évidente de mesurer la tolérance au risque objective est de calculer le ratio des investissements très risqués sur les investissements peu risqués d'un individu. Ainsi, la tolérance objective est calculée à partir du portefeuille que possède le client.

Deux problèmes surviennent immédiatement. La détermination du risque subjectif se fait via les réponses du client, dont on ne peut certifier l'exactitude. Sur de nombreuses questions, il s'auto-évalue et le résultat peut donc être biaisé. La tolérance objective repose quant à elle sur les portefeuilles présents et passés du client. Sur cet aspect, les bancassureurs pourraient enrichir leur connaissance client en se servant des données bancaires qu'ils possèdent. Néanmoins, dans le cas de nouveaux

57. Voir 1.2.2.1

investisseurs, il n'existe aucun historique sur lequel se baser. De plus, l'allocation d'un individu est souvent le fruit de conseils suivis : la tolérance objective n'est finalement pas issue des décisions du client.

Une autre base évoquée par Tillmans (2017) et concordante avec le devoir de conseil pour déterminer le profil de risque est l'évaluation de l'expérience et des connaissances financières. En général, une forte tolérance au risque se retrouve chez les individus éduqués aux notions financières, mais également chez des individus en excès de confiance. Dans ce dernier cas, l'étude des connaissances financières permet de détecter ce comportement et de nuancer la tolérance au risque. Cependant, il demeure une fois de plus le problème de l'honnêteté et l'exactitude des réponses du client, qui ne peuvent pas être vérifiées. Les questions posées sont souvent des questions à choix multiples, offrant donc une chance à l'utilisateur de choisir une réponse au hasard et donc influencer sur la construction de son profil de risque.

Enfin, le dernier moyen cité par Tillmans (2017) et utilisé par les *robo-advisors* pour déterminer le profil de risque est la capacité de risque. Ce terme a été évoqué par Cordell (2001) dans son article paru dans *Journal of Financial planning*. Le choix des portefeuilles repose sur une approche moyenne-variance et une frontière efficiente⁵⁸. Dans ce cas, l'allocation ne dépend que de la tolérance au risque, mais pas des objectifs et horizons de placement. Pour y remédier et en quelque sorte personnaliser l'allocation de portefeuille, le profil de risque doit prendre en compte la capacité de risque. Cordell définit 5 types de variables de capacité de risque : objectifs et contraintes du portefeuille, revenus, dépenses, actifs et dettes et obligations financières. Là encore, à partir d'un choix pertinent de questions, ces informations peuvent être collectées, malgré l'incertitude sur l'exactitude des réponses du client.

Le profil de risque du client est déterminé sur la base des réponses aux questions, ces dernières pouvant être classées selon les 4 concepts présentés ci-dessus, la tolérance au risque subjective, la tolérance au risque objective, l'expérience et les connaissances financières et la capacité de risque. Nous présentons en annexe A.4 le questionnaire proposé par le *robo-advisor* Yomoni, avec l'affectation des questions dans leur catégorie pour l'élaboration du profil de risque. On observe que la tolérance au risque objective n'est pas prise en compte par Yomoni.

Se pose la question de la pertinence d'un ajout de données supplémentaires. En effet, le *robo-advisors* pourrait par exemple prendre en compte les relevés des placements existants de l'investisseur s'il en possède et adapter son conseil en fonction de l'expérience du client de façon plus précise qu'avec de simples questionnaires. Survient alors le problème d'une réticence de la part du client à l'idée de transmettre toutes ses informations bancaires via internet. C'est là que l'association bancassureur - *robo-advisor* trouve tout son intérêt : les bancassureurs ont à disposition des données sur les transactions et les placements des investisseurs, constituant des informations supplémentaires dont ils pourraient se servir pour affiner le profilage des clients. Cette libre circulation et utilisation de la donnée au sein d'une entreprise est d'ailleurs obligatoire dans la lutte anti-blanchiment et la détection de fraude. Les entreprises risquent une sanction si elles n'utilisent pas les ressources à leur disposition. L'utilisation de données internes pour fournir un conseil en investissement a fait l'objet d'une étude⁵⁹ par l'ABE (Autorité Bancaire Européenne) parue le 28 juin 2017. L'ABE y évoque les utilisations innovantes de la donnée et notamment la combinaison de données recueillies avec des données internes et externes, voire provenant de réseaux sociaux. Encourageant ces pratiques, l'ABE a défini le cadre légal existant et n'a pas jugé nécessaire de durcir la réglementation à ce sujet. Ainsi, les seules limites à l'utilisation de ces données par les bancassureurs sont principalement celles introduites par le RGPD (Règlement Général de la Protection des Données) :

- l'utilisation des données doit être juste et transparente (Article 5(1)(a)). Les clients doivent donc être informés de façon claire et compréhensible des objectifs de l'utilisation de leurs données,

58. Voir 1.3.1.3

59. Report on innovative uses of consumer data by financial institutions, EBA, 2017

des personnes y ayant accès et également du recours éventuel à des données externes (telles que les réseaux sociaux) (Articles 13 et 14).

- les acteurs doivent appliquer le principe de la minimisation des données, c'est-à-dire que les données doivent être significatives et limitées à ce qui est nécessaire, et le principe de la limite du stockage qui pousse les détenteurs de données à les conserver uniquement pour leurs besoins et non de façon définitive (Article 5(1) (c) et (d)).

En plus des données internes, la connaissance pourrait être enrichie par des données externes. Par exemple, en connaissant l'adresse du client, on peut imaginer retrouver son bien immobilier et l'évaluer. Afin d'extrapoler son patrimoine, une autre proposition serait de prendre en compte ses données personnelles recueillies sur les réseaux sociaux. Dans ce cas, le problème de réticence est moins flagrant puisque l'individu a déjà publié ces informations, mais la pertinence de l'information est à questionner. Ce sont d'éventuelles perspectives de travail dans lesquelles les *robo-advisors* pourraient affiner leur profilage et donc prodiguer un conseil plus adapté aux clients.

1.3.1.2 Sélection d'actifs

Parallèlement au profilage des clients, le *robo-advisor* doit construire des portefeuilles d'actifs. Ceux-ci doivent s'aligner avec la stratégie de gestion passive, supposée plus rentable qu'une gestion active telle que pratiquée par les fonds mutuels qui tentent de battre le marché. Yomoni insiste sur le fait que « 96% des gérants européens qui pratiquent une gestion active, c'est-à-dire ceux qui achètent et vendent des actions dans l'espoir de battre le marché, ne parviennent pas à faire mieux que leur indice sur une période de 10 ans. »⁶⁰.

Lam (2016) évoque également ce phénomène en citant Ellis (2013) qui l'explique dans son ouvrage *Winning the Loser's Game* qui prône la gestion passive indicielle. En effet, Ellis témoigne que le marché a évolué jusqu'à devenir un lieu où la victoire n'est plus de battre un adversaire, mais de faire moins d'erreurs que lui. À force de chercher à battre le marché, les investisseurs ont fini par le rendre si performant qu'il est désormais difficile de le battre. Selon Ellis, un investisseur aura donc tout intérêt à adopter une gestion passive, plutôt que d'adopter une gestion active coûteuse et ayant peu de chances de réussir. Ainsi, les *robo-advisors*, qui proposent majoritairement des investissements sur le long terme, vont adopter une stratégie *buy and hold* avec une gestion passive, en évitant trop d'achats/ventes d'actifs. Malgré les fluctuations des actifs, le marché progresse sur le long terme et il est donc intéressant de garder ses positions avec des ré-allocations modérées. Les *robo-advisors* concentrent leurs investissements sur les *Exchange Traded Funds* (ETFs), aussi appelés *trackers*. Ces ETFs ont pour but de répliquer les variations d'un indice. Ils offrent donc une gestion passive permettant d'avoir une variation similaire au sous-jacent, sans aucune intervention. Les *robo-advisors* construisent alors l'allocation à partir d'un panier d'ETFs, en sélectionnant ceux faiblement corrélés pour permettre une plus grande diversification du portefeuille. Ce choix de créer une allocation à partir d'ETFs s'explique par leurs avantages majeurs :

- Fonctionnement : un ETF se négocie comme une action, mais permet d'investir sur un indice. L'investisseur a donc accès à toutes les composantes de l'indice en une seule transaction.
- Transparence : un ETF a l'avantage d'être transparent, en listant les composants du sous-jacent. L'investisseur a accès à un grand nombre d'informations sur le produit qu'il achète.
- Diversification : un ETF traduit le comportement d'un indice, composé de plusieurs sous-jacents. On peut donc investir sur tout un marché au lieu d'un nombre limité d'actions.
- Coûts réduits : un ETF permet de reproduire les variations du sous-jacent sans transaction. Ainsi, la gestion est passive et ne nécessite pas (ou peu) d'intervention, diminuant considérablement les frais par rapport à une gestion active.
- Liquidité : l'argent des investisseurs doit être disponible à tout moment. Les ETFs présentent

60. Cette affirmation découle d'une étude menée par Daniel Ung pour S&P Global fin 2016

l'avantage de s'échanger comme des actions : ils peuvent être échangés à tout moment, contrairement aux fonds traditionnels tels que les FCP ou les SICAV qui ne sont valorisés qu'à la clôture. Plus exactement, les ETFs présentent une fourchette d'achat/vente (*bid/ask spread*) de l'ouverture à la clôture. Plus la fourchette est petite, plus l'ETF est liquide.

Ces avantages offerts par les ETFs s'imbriquent dans les stratégies des *robo-advisors*, ce qui explique leur popularité. Une étude menée par Kaya (2017) pour la Deutsche Bank montre que 96% des *robo-advisors* européens investissent sur des ETFs, dont plus de la moitié exclusivement sur ces fonds (c'est le cas du français Yomoni par exemple).

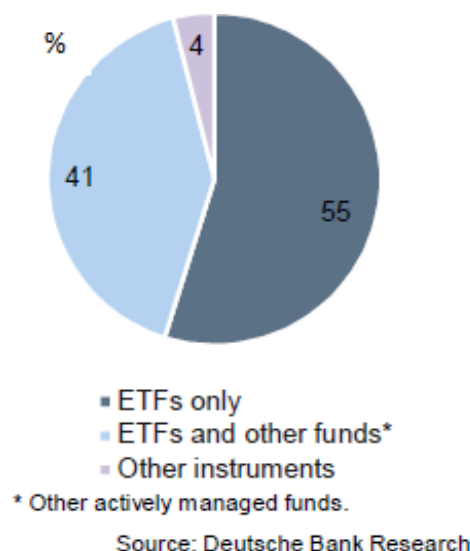


FIGURE 1.13 – Actifs utilisés par les *robo-advisors* européens.

Les ETFs ont connu une ascension fulgurante depuis le début des années 2000, passant de 120 en 2003 à plus de 1700 listés aux États-Unis en 2016. On trouve désormais des ETFs pour des secteurs industriels précis, des ETFs pour les produits dérivés (futures, forwards...), des ETFs pour les obligations souveraines ou d'entreprise, des ETFs pour les matières premières, voire des ETFs d'ETFs. Parmi ce large univers, les *robo-advisors* doivent choisir ceux qui correspondent à leurs stratégies et contraintes. Cette sélection est présentée dans l'étude de la Deutsche Bank. Il faut tout d'abord exclure les ETFs qui ne sont pas assez diversifiés, puis ceux ayant un court historique puisque le calcul des volatilités et corrélations historiques sera moins robuste. Il faut également exclure les ETFs moins liquides, pour lesquels la fourchette d'achat/vente est trop large. Enfin, les ETFs ayant eu de mauvaises performances de manière récurrente sont eux aussi exclus de la sélection. Au terme de cet écrémage, il ne reste que 3 à 6% des ETFs qui satisfont les contraintes des *robo-advisors*. Malgré une réduction de l'univers des actifs disponibles, l'investissement sur des ETFs s'impose comme une évidence dans la gestion passive. Liquides, divers et peu coûteux, ils sont la pierre angulaire de la stratégie des *robo-advisors*.

1.3.1.3 Élaboration du portefeuille optimal

Une fois les classes d'actifs sélectionnées et le profil de risque du client déterminé, le *robo-advisor* lui attribue un portefeuille adapté. Yang et al. (2017) ont listé dans leur article paru dans le *Cutter Business Technology Journal* les différentes méthodes employées par les principaux *robo-advisors* américains :

	Schwab Intelligent Portfolios	Betterment	Wealthfront
AUM	\$5 billion	\$5 billion	\$3.5 billion
Management Fee	0%	0.15% to 0.35%	0.25%, \$ 0 for first \$10,000
Account Minimum	\$5,000	\$0	\$500
Asset Class	5/21	2/14	4/6
ETFs	30	29	21
Goals	6	4	3
Allocation Model	MV & FSO	BL & DRM	MV & CAPM & BL

MV = mean variance; FSO = full-scale optimization; BL = Black-Litterman; DRM = downside risk minimization; CAPM = capital asset pricing model

FIGURE 1.14 – Comparatif des *robo-advisors* américains.

L'approche moyenne-variance de la théorie moderne du portefeuille de Markowitz apparaît alors comme point de base dans la construction des portefeuilles par les *robo-advisors*. Nous allons donc rappeler cette théorie et évoquer différents modèles utilisés.

FRONTIÈRE EFFICIENTE DE MARKOWITZ

Cette théorie est issue des travaux de Markowitz (1952) publiés dans *The Journal of Finance*. Il y formalise le cadre de la recherche de portefeuilles optimaux, ou efficaces, par une approche moyenne-variance (ou rendement-risque). En effet, l'investisseur souhaite maximiser son espérance de rendement, tout en diminuant le risque, représenté ici par la variance. Markowitz insiste aussi sur l'effet de diversification, car les associations de différents actifs au sein du portefeuille permettent de réduire le risque pour une rentabilité donnée. Ainsi, il va de l'intérêt de l'investisseur de ne pas considérer les actifs séparément, mais d'évaluer le portefeuille dans son ensemble.

Markowitz s'est basé sur les travaux de Von Neumann et Morgenstern (VNM) de 1944 mettant en évidence le fait que l'investisseur cherche à maximiser l'espérance d'utilité de sa richesse et non pas simplement l'espérance de sa richesse. Afin d'obtenir des solutions analytiques, Markowitz a introduit la notion de variance de la richesse pour qualifier le risque : c'est le critère espérance-variance. Cependant, ce critère est compatible avec la théorie de VNM uniquement dans deux cas : lorsque l'investisseur a une fonction d'utilité quadratique ou lorsque sa richesse est distribuée par une loi Normale. En effet, l'évaluation du risque par la variance revient à considérer équivalentes les déviations positives par rapport à la moyenne et les déviations négatives. Ainsi, deux situations à moyennes égales mais à déviations opposées seront équivalentes selon le critère espérance-variance, alors qu'elles ne le seront pas pour l'investisseur. Considérons que nous sommes dans le cadre valable pour ce critère et formalisons mathématiquement le problème. Soit W la richesse. L'investisseur maximise une fonction $f(E(W); \sigma^2(W))$. Cette fonction est croissante avec l'espérance de la richesse et décroissante avec sa variance. Le problème peut alors être vu de deux façons : **maximiser l'espérance à variance donnée ou minimiser la variance à espérance donnée**.

Considérons un portefeuille P composé de n titres. Par linéarité, l'espérance de la rentabilité du portefeuille P est la somme des espérances de rentabilité des titres, pondérés par leur poids.

En revanche, le résultat n'est pas aussi direct pour la variance, puisqu'il faut prendre en compte la corrélation entre un titre i et le portefeuille P . Ainsi, si le titre est corrélé négativement au portefeuille, la variance globale va diminuer : c'est le principe de diversification. La résolution de ce problème conduit à chercher une frontière efficiente sur laquelle se trouvent les portefeuilles optimaux, au regard du critère espérance-variance. Pour la trouver, il faut donc minimiser la variance selon les poids (quantités) de chaque titre disponible, sous contrainte d'une espérance de rendement. Soit mathématiquement :

$$\min_x \sigma_P^2 = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n x_i x_j \sigma_{ij} .$$

Sous les contraintes :

$$\sum_{i=1}^n x_i \mu_i = \mu_P \quad \text{et} \quad \sum_{i=1}^n x_i = 1 .$$

Avec :

μ_P = rentabilité espérée du portefeuille P .

μ_i = rentabilité espérée du titre i .

σ_P^2 = variance du portefeuille P .

σ_{ij} = covariance entre les titres i et j .

$x = \begin{pmatrix} x_1 \\ \vdots \\ x_n \end{pmatrix}$ = vecteur des poids des titres.

Ainsi, en résolvant ce problème⁶¹, on obtient le portefeuille composé des titres i (en proportion x_i) de variance minimale pour une espérance de rendement μ_P . En faisant varier μ_P , on va obtenir toute la frontière efficiente. L'investisseur choisira donc le portefeuille sur cette frontière efficiente qui maximise son espérance d'utilité. Afin de représenter graphiquement cette frontière, on raisonnera en pratique sur le plan espérance-écart-type. La frontière efficiente varie selon la présence ou non d'un actif sans risque (dont le rendement est certain) dans le portefeuille.

- Cas sans actif sans risque : la frontière efficiente prend la forme d'une hyperbole dans le plan rendement-risque, à l'intérieur de laquelle se trouvent tous les portefeuilles possibles, comme on peut le voir sur l'illustration ci-dessous. Seuls les portefeuilles sur la frontière sont dits efficaces. De plus, le point à l'extrémité gauche (sommet) correspond au portefeuille de variance minimale (i.e. le moins risqué). Tous les portefeuilles ayant une espérance de rendement inférieur à celui-ci sont dits dominés, car on peut trouver un portefeuille efficient de même risque ayant une meilleure rentabilité.

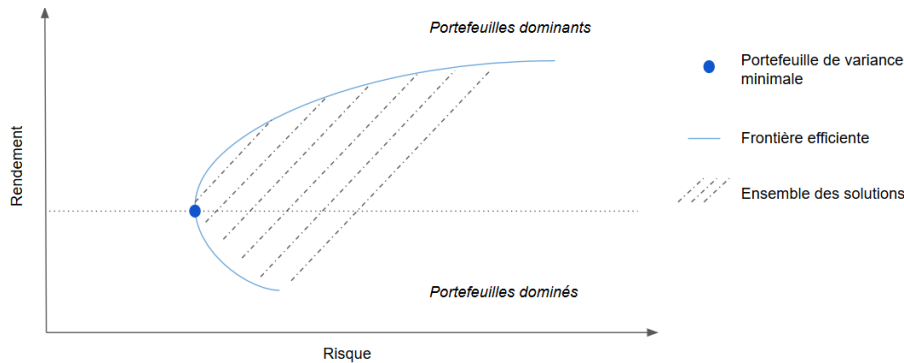


FIGURE 1.15 – Frontière efficiente sans actif sans risque.

- Cas avec un actif sans risque⁶² : le portefeuille de variance minimale sera un portefeuille uniquement constitué de cet actif, avec une variance nulle et une espérance de rendement r . La

61. La démonstration est présentée en annexe A.5.1.

62. La démonstration est présentée en annexe A.5.2.

frontière efficiente sera alors une droite passant par le point $(0, r)$ et tangente à la frontière du cas précédent, comme on peut le voir sur l'illustration ci-dessous ⁶³ :

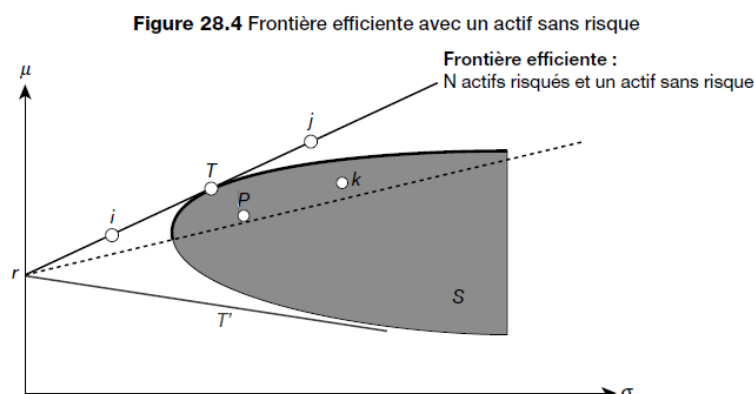


FIGURE 1.16 – Frontière efficiente avec actif sans risque.

Le portefeuille au point T est constitué uniquement d'actifs risqués. En fait, le portefeuille efficient choisi sera une combinaison de deux portefeuilles, l'actif sans risque de rentabilité r et le portefeuille risqué T : c'est le théorème de séparation des fonds énoncé par Tobin en 1958. Un investisseur prudent optera pour une part d'actif sans risque (point i), un investisseur audacieux pourra quant à lui s'endetter pour investir plus dans le portefeuille T (point j). Dans ce cadre, l'équation de la demi-droite efficiente est :

$$\mu_P = r + \frac{\sigma_P}{\sigma_T} (\mu_T - r) .$$

On notera également que la relation rendement-risque est ici linéaire, ce qui justifie l'emploi de l'écart-type au lieu de la variance.

AUTRES MODÈLES

Depuis la théorie de Markowitz de 1952, de nombreux modèles ont vu le jour. Ces derniers, plus complexes, sont parfois utilisés par les *robo-advisors* comme illustré en figure 1.14. Afin de mieux cerner leur intérêt, une brève description de ces modèles est donnée ⁶⁴ :

- MEDAF : le modèle d'équilibre des actifs financiers (MEDAF ou CAPM pour *Capital Asset Pricing Model*) corrige le défaut de l'approche de Markowitz qui se concentre sur un investisseur individuel. En fait, cet investisseur interagit avec un marché concurrentiel, où d'autres investisseurs tentent eux aussi de maximiser leur espérance d'utilité. Ainsi vont s'établir des prix d'équilibre où l'offre et la demande sont égales pour chaque titre.
- APT : le modèle d'évaluation par arbitrage ou *Arbitrage Pricing Theory* (APT) est un modèle financier factoriel, avec comme hypothèse qu'il n'existe aucune opportunité d'arbitrage à l'équilibre. On rappelle qu'un arbitrage est une stratégie permettant de réaliser des gains sûrs, sans risque de perte et qui ne coûte rien à l'investisseur. L'hypothèse d'absence d'opportunité d'arbitrage est acceptable car si une telle opportunité se présentait, les acteurs la repéreraient et l'exploiteraient massivement, ramenant rapidement les prix des actifs à une valeur supprimant cet arbitrage. D'autre part, le modèle suppose qu'il existe un nombre limité de facteurs de risques systématiques affectant la rentabilité espérée de tous les actifs. Une relation linéaire entre l'espérance de rentabilité d'un titre et ses sensibilités aux facteurs va être établie. Si on considère un unique facteur de risque systématique, on retrouve l'équation du MEDAF. Cependant, le MEDAF présente comme équivalent des portefeuilles bien diversifiés ayant le même bêta ⁶⁵.

63. Source : Poncet & Portrait (2009)

64. Pour plus de détails sur ces méthodes, se référer à l'annexe A.6

65. Une définition du bêta est donnée en annexe A.1.4.

Il peut néanmoins y avoir des sensibilités différentes à certains facteurs, qui peuvent être endogènes ou exogènes. C'est tout l'intérêt de l'APT, qui permet alors aux investisseurs de discriminer les portefeuilles selon ces facteurs.

- Fama-French : développé par Fama & French (1992) puis complété par Fama & French (1993), c'est un modèle à 3 facteurs qui intervient comme une extension du MEDAF, ayant pour objectif de donner une meilleure estimation des rentabilités espérées. En effet, on constate empiriquement que le rendement est influencé par des facteurs non expliqués par le MEDAF. Fama-French corrige cela en introduisant un modèle à 3 facteurs qui sont le Bêta, le ratio Valeur Comptable/Valeur de Marché (VC/VM) et la capitalisation boursière. Néanmoins, en cas de réaction excessive des investisseurs, cela va modifier la capitalisation boursière qui n'est alors pas complètement un facteur de risque spécifique au titre.
- Black-Litterman : le modèle de Black & Litterman (1992) permet aux investisseurs de combiner leurs propres vues ou perceptions, concernant les performances d'un ou plusieurs actifs avec les rentabilités espérées du marché à l'équilibre pour construire l'allocation optimale. Cette allocation, aussi appelée allocation mixte d'actifs, est un équilibre entre une allocation tactique de court terme et une allocation stratégique de long terme⁶⁶. En fait, on a un portefeuille de référence lié à l'allocation stratégique, qui correspond aux objectifs au long terme. Il est composé d'actifs du marché ou de classes d'actifs pondérés. Ce portefeuille de référence est combiné avec un portefeuille tactique, composé des vues du gestionnaire souhaitant explorer les opportunités de court-terme pour générer plus de rendement. Ainsi, nous obtenons un mix de deux portefeuilles, où le risque pris sur les choix tactiques ne doit pas altérer les objectifs à long terme du portefeuille de référence.
- *Downside Risk Minimization* : le *downside risk*, ou risque de détérioration, est le risque que les rendements obtenus soient inférieurs aux rendements espérés suite à une détérioration du marché, ou l'incertitude vis-à-vis de l'ampleur de cette différence. Ce risque peut être mesuré avec la *Value at Risk*, qui représente la perte probable à un horizon de temps et intervalle de confiance donnés (une définition plus précise est donnée en annexe A.1.3). Cette technique permet de déterminer la frontière efficiente avec des rendements plus mauvais qu'espérés et donc de minimiser le risque de détérioration.
- *Full Scale Optimization* : l'approche moyenne-variance repose sur la normalité de la distribution et sur une fonction d'utilité quadratique de l'investisseur. Il s'avère cependant que la distribution des rendements probables des actifs possède une asymétrie et un kurtosis qui influent sur les préférences des investisseurs et que cette distribution n'est généralement pas gaussienne. Ainsi, la méthode de *Full-Scale Optimization* (FSO), suggérée par Paul A. Samuelson, ne va pas se concentrer uniquement sur les deux premiers moments comme l'approche moyenne-variance, mais sur la distribution empirique entière, avec un choix flexible dans la fonction d'utilité⁶⁷. Dans une FSO, on utilisera généralement une fonction d'utilité bilinéaire ou en forme de S (*S-shaped*) pour décrire le comportement de l'investisseur et capter le phénomène d'aversion aux pertes.

Tous ces outils sont en pratique utilisés avec parcimonie : certains acteurs du marché du conseil automatisé s'autorisent une validation humaine, par des ingénieurs patrimoniaux. C'est ainsi qu'on observe des modèles hybrides, où les algorithmes et l'expertise humaine cohabitent.

1.3.1.4 Proposition d'une allocation et gestion du portefeuille retenu

Une fois la proposition établie, le client peut l'accepter ou la refuser. En fonction du *robo-advisors*, différentes options s'offrent à lui. Par exemple chez Yomoni, seul un portefeuille lui est proposé. Il peut

66. Bonola & Richard (2009)

67. Hagströmer et al. (2007)

choisir ce portefeuille ou un portefeuille moins risqué, mais il n'est pas autorisé à prendre un portefeuille jugé plus risqué. Pour obtenir une allocation plus offensive, il faudrait alors refaire le questionnaire en modifiant ses réponses, ce qui limite la flexibilité du conseil. En revanche, chez Marie Quantier, le client est libre de ne pas suivre les conseils de l'algorithme et de choisir un autre portefeuille, voire de composer son propre portefeuille avec différentes classes d'actifs. Ces différents choix sont en fait liés aux modes de gestion proposés par les *robo-advisors*.

On distingue 3 grands modes de gestion :

- Gestion déléguée ou sous mandat : l'investisseur délègue entièrement la gestion de son capital au *robo-advisor*, qui prend lui-même les décisions en fonction du profil et des objectifs de l'investisseur. Ce mode de gestion est particulièrement adapté pour les nouveaux investisseurs ayant des connaissances financières limitées. On retrouve la gestion déléguée chez Yomoni ou WeSave en France.
- Gestion conseillée : l'investisseur garde la main sur son épargne, mais les placements lui sont conseillés par le *robo-advisor*. Il peut alors suivre ces conseils et investir sur le portefeuille proposé ou choisir un autre portefeuille voire le composer lui-même à partir des fonds disponibles. Ce mode de gestion conseillée est proposé par Advize et Fundshop.
- Gestion libre : dans le cadre de la gestion libre, l'investisseur gère entièrement son épargne. Marie Quantier est le seul *robo-advisor* français offrant cette possibilité, en mettant à la disposition du client les mêmes outils et indicateurs que ceux utilisés par les professionnels de la finance.

La gestion libre diffère des autres modes de gestion dans le sens où l'investisseur ne reçoit pas directement des conseils, mais des outils lui permettant de se construire sa propre opinion sur les investissements à réaliser. En proposant ce type de gestion, Marie Quantier se démarque des autres *robo-advisors* français en ciblant une clientèle plus autonome.

1.3.1.5 Suivi et rééquilibrage du portefeuille

Une fois le capital investi, le portefeuille doit être suivi et rééquilibré en fonction des fluctuations des actifs le composant et de l'évolution du profil de risque de l'investisseur. Concrètement le rééquilibrage consiste à modifier les proportions des actifs pour ne pas dévier de l'allocation initiale et pour contrôler le risque. Par exemple⁶⁸, un portefeuille initialement composé à 50% d'actions et 50% d'obligations et ayant subi une forte hausse au niveau des actions se retrouve avec une allocation correspondant à 70% actions et 30% obligations. Il faut alors vendre des actions et racheter des obligations pour revenir à l'allocation initiale : on achète les titres en baisse et on vend ceux en hausse. Dans le cas d'un changement dans le profil de risque de l'individu, le gestionnaire peut également être amené à modifier la composition des actifs pour s'adapter à ces changements. Il existe deux stratégies principales de rééquilibrage du portefeuille, pouvant être combinées :

- À intervalles de temps réguliers : quotidiennement, hebdomadairement, mensuellement, trimestriellement ou annuellement le portefeuille est rééquilibré afin de corriger les déviations dans l'allocation d'actifs. C'est le cas de Yomoni par exemple qui rééquilibre le portefeuille de ses clients tous les mois.
- Au franchissement d'un seuil : le rééquilibrage a lieu lorsque qu'un actif a des fluctuations dépassant un seuil prédéfini. La question se pose alors de définir le seuil, afin d'éviter de modifier trop souvent le portefeuille mais de prendre en compte de fortes variations. Dans son étude précédemment citée pour la Deutsche Bank, Kaya (2017) est arrivé à la conclusion que la limite choisie par les *robo-advisors* est généralement comprise entre 3 et 5%.

68. Rééquilibrage, Yomoni

Ce rééquilibrage n'est pas effectué à haute fréquence pour deux raisons. D'une part, la stratégie des *robo-advisors* est une gestion passive, qui limite les interactions avec le marché. D'autre part, chaque transaction engendre des frais que les gestionnaires veulent éviter. Des frais de courtage vont être prélevés au passage des ordres, au même titre que les actions. En général, les frais varient selon le courtier et le montant de l'ordre. À titre d'exemple on peut se baser sur le comparatif du courtier Degiro⁶⁹, où l'ETF CAC 40 pour des ordres de 2500€ subit des frais de l'ordre de 0,25% en moyenne. La multiplication des ordres peut rapidement devenir coûteuse puisque à ces frais s'ajoutent les frais de gestion des ETFs (0,25% en moyenne⁷⁰) et les frais de gestion du mandat pour le *robo-advisor*. Plus les frais sont réduits, plus la clientèle cible va s'élargir.

En pratique, les *robo-advisors* privilégient l'approche basée sur des limites dans les fluctuations, avec généralement un rééquilibrage annuel ou mensuel en plus. Un des défauts de cette approche réside dans les périodes de forte volatilité, où les fluctuations seront importantes, modifiant ainsi l'allocation d'actifs. Pour garder une approche conservatrice, les *robo-advisors* évitent ces périodes en entrant sur le marché 30 min après son ouverture et le quittant avant la clôture pour éviter des réactions excessives dues à l'effervescence de ces moments. En cas d'évènement agitant le marché, certains *robo-advisors* bloquent complètement les transactions pendant quelques heures. Ce fut le cas lors de l'annonce du Brexit le 24 juin 2016, où certains *robo-advisors* ont complètement cessé les échanges. En dehors de ces périodes de fortes volatilités, le rééquilibrage en fonction des seuils offre une stratégie de *market timing*, qui permet à l'investisseur de profiter des mouvements du marché.

Au-delà du rééquilibrage, les *robo-advisors* insistent sur la recherche d'optimisation fiscale, qui se fait de façon automatique. Il s'agit du *Tax Loss Harvesting* (TLH). En fait, le TLH va permettre de jouer sur les gains et les pertes pour diminuer les taxes. Le gestionnaire (i.e. le *robo-advisor* dans notre cas) va réaliser les pertes et investir les produits dans des actifs très corrélés à ceux vendus. Ainsi, le profil rendement-risque du portefeuille ne va pas être modifié par ces achats/ventes et la réalisation des pertes va permettre d'éviter une imposition des gains. Cette optimisation fiscale automatique présente un réel avantage pour l'investisseur, par rapport à un conseiller traditionnel qui ne réaliserait les pertes qu'à intervalles de temps définis (annuellement en général). Néanmoins, plusieurs inconvénients limitent cette méthode :

- Disponibilité des ETFs : comme nous l'avons vu, il n'y a que 3 à 6% des ETFs compatibles avec les stratégies des *robo-advisors*. Il faut donc composer avec un nombre limité de possibilités pour trouver des ETFs fortement corrélés.
- « *Wash sales rule* » : aux États-Unis, il existe une règle stipulant qu'une réalisation d'une perte suivie d'un rachat d'un titre similaire sous moins de 30 jours n'est pas éligible à une exonération fiscale. Pour remédier à cette règle, les gestionnaires doivent trouver des ETFs fortement corrélés mais ne répliquant pas le même indice.

Le *robo-advisor* ne se limite pas au conseil initial de placement pour un investisseur, mais propose de nombreuses fonctionnalités, que l'on pourrait retrouver chez un gestionnaire de patrimoine traditionnel. Il s'occupe de réaliser le profil de risque de l'investisseur et de lui associer un portefeuille correspondant, portefeuille qu'il va gérer en le rééquilibrant et en cherchant les optimisations fiscales afin de continuellement maximiser les profits de l'investisseur, en contrôlant les coûts et en surveillant les risques.

69. Investir à des tarifs défiant toute concurrence, Degiro, 2018

70. Comment acheter et vendre un tracker en bourse, Le Revenu, 2017

1.3.2 Entre promesses et réalité

1.3.2.1 Des avantages certains

Les *robo-advisors* présentent de nombreux avantages pour les investisseurs, mais aussi dans notre contexte pour les assureurs-vie. Positionnons nous d'abord du point de vue de l'investisseur. Les avantages sont les suivants⁷¹ :

- Frais réduits : c'est l'un des aspects les plus recherchés des investisseurs. Grâce à la robotisation des tâches et à la gestion passive, les *robo-advisors* diminuent considérablement leurs frais de gestion. On observe que les frais de gestion varient de 0% à 0,8% chez les *robo-advisors*, contre des frais supérieurs à 1% chez les acteurs traditionnels. Sur son site⁷², Yomoni détaille les différents types de frais applicables à un contrat de gestion, ainsi qu'un *benchmark* du montant de frais prélevés par différents acteurs, résumés dans le tableau suivant (le total est obtenu en amortissant les frais d'entrée sur 10 ans) :

Frais	Fourchette	Yomoni	Banque	Banque en ligne
Entrée	0 à 5%	0%	2%	0%
Gestion de l'assureur	0.5 à 1%	0.6%	1%	0.7%
Arbitrage	0 à 0.5%	0%	0%	0%
Produits financiers	0.3 à 4%	0.3%	2%	2%
Mandat	0 à 1.5%	0.7%	1%	0.2%
Total des frais annuels	3.6%	1.6%	4.2%	2.9%

Les frais sont donc largement réduits chez Yomoni par rapport à une banque traditionnelle.

- Gestion déléguée : les *robo-advisors*, grâce à leur gestion déléguée à moindre frais, peuvent diffuser massivement ce mode de gestion, sans contrainte d'encours ou très limitée, avec des versements initiaux faibles. Du fait de l'automatisation et de la digitalisation des procédés, les *robo-advisors* diminuent leur coût et peuvent donc s'adresser au plus grand nombre. Ainsi, chez Yomoni, le montant minimal est fixé à 1000€. En revanche, chez les acteurs traditionnels l'accès à la gestion déléguée est plus restreint : 100 000€ chez Sogecap⁷³ ou 30 000€ chez Axa Arpèges⁷⁴ par exemple.
- Rendement préservé : comme nous l'avons évoqué en 1.3.1.2, la gestion passive des portefeuilles permet de suivre l'évolution du marché et d'obtenir de bons rendements, souvent meilleurs qu'avec une stratégie visant à battre le marché.
- Optimisation fiscale : si elle est implémentée (comme c'est fréquemment le cas aux États-Unis avec le *Tax Loss Harvesting*), la recherche d'économies liées à la fiscalité est automatique avec les *robo-advisors*, alors qu'elle est moins fréquente chez un conseiller traditionnel.
- Amélioration de l'expérience client : l'investisseur peut gérer son épargne depuis son domicile sans avoir à se déplacer chez un conseiller ou lui téléphoner. De plus, l'intérêt des machines est qu'elles fonctionnent 24h/24, 7j/7. Un client peut donc modifier son allocation d'actifs quand il le souhaite. Son épargne est suivie et rééquilibrée en permanence, pas seulement pendant les horaires de travail d'un conseiller. Les *robo-advisors* facilitent également la souscription en misant sur l'interfaçage pour simplifier le parcours client et le rendre plus agréable.
- Transparence : les *robo-advisors* présentent l'allocation d'actifs et la liste des actifs présents dans le portefeuille avant que l'investisseur ne décide s'il souhaite investir ou pas. Cette transparence n'est pas systématique avec un conseiller traditionnel, comme le montre l'étude de Mullainathan et al. (2012) où près de 30% des conseillers refusent de prodiguer des conseils avant d'avoir reçu le premier versement.

71. inspiré des travaux de Lam (2016)

72. Les frais en assurance-vie : ceux à payer, ceux à éliminer, Yomoni, 2016

73. La gestion sous mandat, Société Générale

74. Axa - Notice Arpèges, Juin 2016

- Neutralité : les *robo-advisors* rendent la gestion de portefeuille accessible à tous, sans discrimination. En effet, l'étude de Mullainathan et al. (2012) a révélé que les femmes recevaient des conseils différents des hommes, sans réelles justifications. De plus, les femmes ne feraient pas l'objet de la même récolte de données, entraînant un biais et un manque de personnalisation dans l'allocation d'actifs. Enfin, cette étude a également montré que les conseillers avaient 40% de chance en plus de manquer de transparence vis-à-vis des femmes. Les *robo-advisors* ne sont pas sujets à ces biais psychologiques.

Plaçons-nous maintenant du point de vue d'un assureur-vie. En proposant des contrats UC avec une gestion automatisée, les avantages sont :

- Frais réduits : un seul robot peut conseiller tous les clients de l'entreprise à moindre coût. Cela permet de réduire les intermédiaires dans la chaîne d'exécution et ainsi de diminuer les charges pesant sur l'entreprise.
- Accessibilité : les *robo-advisors* offrent une gestion conseillée voire déléguée qui s'adresse à tout type d'investisseur, quel que soit leur niveau de connaissances financières et leur patrimoine. Il s'agit donc d'un nouveau vecteur de diffusion des contrats, qui va permettre également aux assureurs d'élargir leur clientèle investissant en unités de compte.
- Diminution du besoin en capital : en orientant les assurés vers les UC, les assureurs vont libérer du capital et se décharger du coût des options des contrats en euros, en effectuant un transfert du risque vers les assurés, plus confiants car conseillés.
- Compétitivité : une étude⁷⁵ du cabinet Roland Berger en 2014 indique que les entreprises les plus matures sur le numérique ont affiché une croissance du chiffre d'affaire jusqu'à 6 fois supérieure à celle des entreprises plus en retard. Les nouvelles technologies et la transformation digitale constituent un enjeu pour les entreprises et les *robo-advisors* peuvent apporter des solutions nouvelles aux compagnies d'assurance.

Les régulateurs français et européens surveillent l'évolution des *FinTechs*, notamment les *robo-advisors*. Dans le comité mixte sur le conseil financier automatisé du 4 décembre 2015⁷⁶, l'AEMF (Autorité Européenne des Marchés Financiers, ou ESMA), l'ABE (Autorité Bancaire Européenne) et l'AEAPP (Autorité Européenne des Assurances et des Pensions Professionnelles, ou EIOPA) dressent elles aussi une liste d'avantages de l'utilisation de ces nouvelles technologies : diminution des coûts, plus grande accessibilité, service de meilleure qualité grâce au traitement des données par des algorithmes. Les régulateurs mettent également en garde contre les risques liés à ces nouvelles pratiques de conseil automatisé. Pour le client, ces risques sont un accès limité à l'information et au traitement effectué, d'éventuelles erreurs provenant des outils ou une perte de l'accès aux conseils humains, à cause de la prolifération des nouveaux modes de conseil automatisé. Pour les prestataires, les erreurs dans les algorithmes peuvent être coûteuses, financièrement et en terme de réputation. Dans la Revue de Stabilité Financière⁷⁷ publiée par l'ACPR en 2016, le gouverneur de la Banque de France évoque le triangle de compatibilité innovations, stabilité, régulation. Il décrit la volonté des régulateurs d'encourager le développement des nouvelles technologies aux services financiers, mais qu'en raison des risques liés à ces pratiques et des différents acteurs il convient de bien réguler cette activité. En particulier, deux points d'attention sont évoqués : la sécurité des opérations pour les clients et une adaptation proportionnée face au développement des *FinTechs*. Ce second point en particulier insiste sur le besoin d'une réglementation adaptée aux différents acteurs et une supervision de leurs activités. Ainsi, l'essor des *robo-advisors* est influencé par les autorités, qui se montrent à la fois moteur et régulateur dans le développement des innovations numériques et technologiques.

75. Roland Berger, L'aventure numérique, une chance pour la France - septembre 2014

76. Joint Committee Discussion Paper on automated financial advice - JC 2015 080 - 4 décembre 2015

77. Revue de Stabilité Financière 20, La Stabilité Financière à l'ère du numérique, 2016

1.3.2.2 Premières évaluations : une conquête laborieuse

Une étude mondiale menée par Statista⁷⁸ sur les *robo-advisors* analyse le montant total d'actifs sous gestion (AUM, pour *Assets Under Management*) par les robots conseillers et leur évolution projetée.

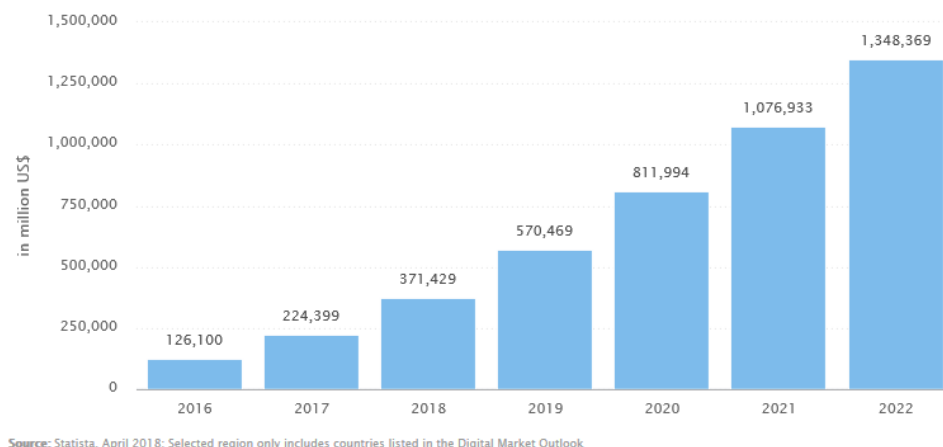


FIGURE 1.17 – Evolution l'AUM des *robo-advisors* dans le monde.

D'après ce graphique, les AUM s'élèvent à 224 milliards de dollars américains en 2017 et ne vont cesser de se développer dans les prochaines années, en dépassant 1000 milliards de dollars en 2022. Cette hausse s'explique par deux facteurs :

- la confiance accordée par les utilisateurs aux *robo-advisors* qui vont leur céder davantage de capitaux à gérer.
- le gain de clients qui, d'après la même étude, vont être 100 millions de plus au cours des 4 prochaines années.

Si on ne s'intéresse qu'aux acteurs français, l'étude de Statista montre que les AUM sont aujourd'hui de l'ordre de 214 millions de dollars américains, soit moins de 1% de l'encours mondial :

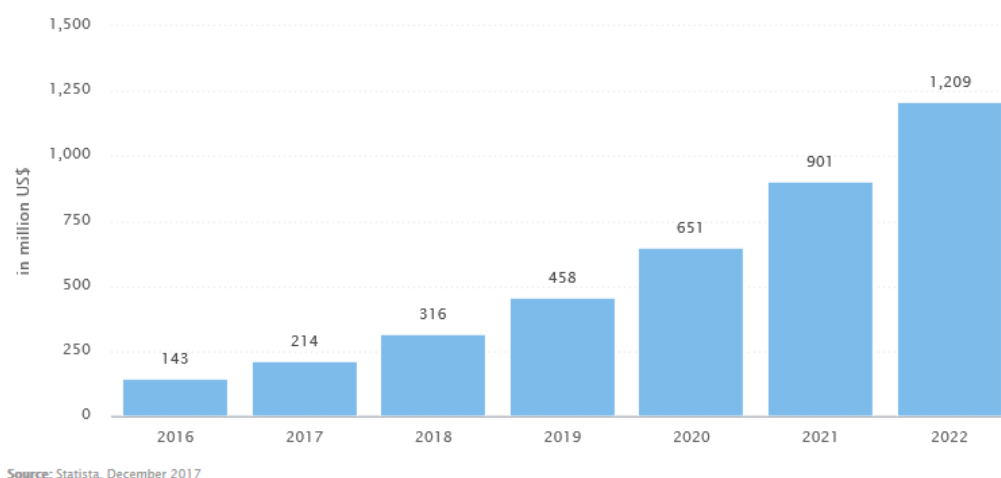


FIGURE 1.18 – Evolution l'AUM des *robo-advisors* en France.

78. Robo-advisors Worldwide - AUM, Statista

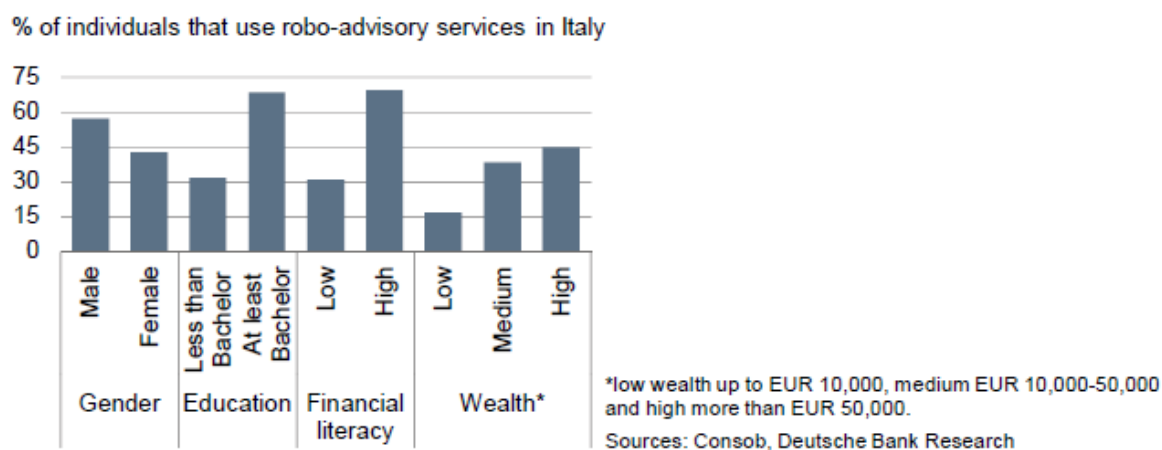


FIGURE 1.19 – Caractéristiques des clients des *robo-advisors*.

Si on compare cet encours aux acteurs de l'assurance-vie traditionnelle, tout en sachant que les *robo-advisors* ne proposent pas uniquement ce support, on constate encore un énorme fossé. En effet, d'après la publication de l'ACPR⁷⁹, l'assurance-vie constate en 2016 des provisions S2 valant 2 009 milliards d'euros, dont 306 milliards d'euros pour les supports en UC et 45 milliards d'euros pour la santé similaire à la vie. La collecte des *robo-advisors* apparaît donc presque insignifiante par rapport au marché traditionnel de l'assurance. Malgré tout, les analystes prévoient une réelle hausse de l'encours géré par ce nouveau type de conseiller dans les prochaines années.

Pourtant, malgré leurs nombreux avantages, les *robo-advisors* peinent à se développer et à toucher l'ensemble des épargnants. Le marché semble encore immature, tant du côté des assurés que des assureurs. D'une part, les acteurs assurantiels restent discrets sur ces innovations en ne lançant que des prototypes. Ils n'osent pas investir complètement sur ces robots, en raison des coûts engendrés (infrastructure sur les systèmes d'information, interfaçage, *compliance*, gestion des risque...). D'autre part, le manque d'éducation financière des ménages et la peur de confier leur épargne à un robot les poussent à accepter des rendements moindres sur leurs contrats en euros en contrepartie d'une garantie de capital. Les *robo-advisors* ne parviennent pas ou peu à capter cette partie de la population. Malgré une adhésion d'abord par les jeunes, le client moyen de ces *robo-advisors* a migré vers le profil d'une personne de 40-50 ans, financièrement éduquée et avec de bons revenus, comme le montre l'étude de Kaya (2017) qui illustre la répartition des clients en figure 1.19. On constate que les personnes bénéficiant déjà de conseillers traditionnels, ou ayant les caractéristiques pour y être éligibles, semblent prêtes à adopter ces nouveaux outils. Mais cela ne se généralise pas à l'ensemble de la population. L'objectif de démocratisation n'est pas encore atteint.

D'après une étude menée par le cabinet Accenture⁸⁰, le marché se dirige moins vers une automatisation complète des conseils, que vers une solution hybride, où les *robo-advisors* accompagnent les conseillers traditionnels pour orienter les investisseurs. C'est d'ailleurs ce que proposent les français Yomoni et WeSave, qui misent sur la gestion accompagnée par des ingénieurs patrimoniaux et qui offrent un service d'accompagnement à leur clientèle pour répondre à toutes leurs interrogations. Ce service permet de progressivement rassurer les investisseurs quant à la gestion automatisée.

Un autre frein actuel à l'essor des *robo-advisors* est la variété de l'offre, soulevant un problème de confiance de la part des investisseurs. En effet, chaque acteur utilise sa propre méthode pour le profilage et la construction des portefeuilles. Un client peut se voir proposer des allocations très différentes d'un

79. Les chiffres du marché français de la banque et de l'assurance 2016 - ACPR

80. The new face of wealth management in the era of hybrid advice, Accenture Consulting, 2017

robot à l'autre, comme le montre le graphique suivant extrait du Wall Street Journal⁸¹ :



FIGURE 1.20 – Différents portefeuilles pour un même client.

1.3.3 Les *robo-advisors* en assurance-vie : une bouture à confirmer

1.3.3.1 Plus associés que concurrents

Les acteurs traditionnels se sont eux-aussi intéressés à ces *start-ups* et ont conclu des partenariats, pour diffuser les produits d'assurance-vie. Yomoni et WeSave travaillent avec Suravenir, filiale du Crédit Mutuel Arkéa et Marie Quantier propose également la souscription d'un contrat Suravenir depuis mi-mars 2016. Advize propose quant à lui le contrat Ma Sentinelle Vie chez Generali. Outre ces partenariats, les acteurs financiers traditionnels ont choisi d'investir dans ces *robo-advisors* en entrant au capital, afin de booster leur développement. Ainsi, le Crédit Mutuel Arkéa et Iena Ventures sont devenus actionnaires de Yomoni, Amundi a opté pour WeSave tandis qu'Axa Strategic Ventures et Bpifrance se sont dirigés vers Fundshop. Le marché semble donc, à l'heure actuelle, s'orienter vers une association des *robo-advisors* aux acteurs traditionnels, plutôt que vers une concurrence, avec une insertion progressive des *robo-advisors* dans le paysage assurantiel comme un nouveau canal de diffusion des produits d'assurance-vie et d'épargne.

Il existe un autre marché de *robo-advisory* moins connu du grand public, au travers des robots en marque blanche. De nombreuses *FinTechs* sont nées avec pour objectif de développer un outil vendu directement aux entreprises et non devenir conseiller en gestion ou courtier en assurance. Parmi elles, on trouve notamment Fundvisory. Fundvisory a vu le jour en octobre 2015 et a choisi de se positionner en tant que B2B2C (*Business to Business to Customer*), afin d'omettre l'acquisition de client et de se focaliser sur le développement technologique de leur outil, qui sera ensuite utilisé par des acteurs financiers⁸². Cette solution a été retenue par la branche française d'Aviva, qui a décidé de faire appel à Fundvisory pour développer son *robo-advisor*. Mis en place dans certaines agences tests depuis le 5 juillet 2017, ce robot s'adresse aux épargnants déjà clients d'Aviva, au sein de sa filiale Épargne Actuelle. Cette collaboration innove l'offre de conseil assurantiel et donnera à terme l'accès à un conseil automatisé à près de 240 000 clients d'Épargne Actuelle, qui distribue le contrat collectif multisupport Afer. Cependant, Aviva n'a pas cédé à une automatisation complète : ce robot

81. Liz Moyer, Five Robo Advisers, Five Very Different Portfolios, The Wall Street Journal (avril 2015)

82. Juliette Raynal, Fundvisory déploie son *robo-advisor* en marque blanche, l'UsineDigitale, Janvier 2018.

est destiné à venir en aide aux conseillers qui garderont la main sur l'allocation finale.

Du côté des gestionnaires d'actifs, un autre acteur traditionnel, BNP Paribas Asset Management, a misé sur les *robo-advisors*. Depuis le 7 septembre 2017, BNP Paribas AM a pris une participation majoritaire dans la société belge Gambit, qui propose des solutions de conseil automatisé par des *robo-advisors*. Créé en 2007, Gambit a su séduire une vingtaine de clients parmi les institutions financières grâce à ses solutions 100% digitales. C'est dans cette optique de digitalisation et d'automatisation que BNP Paribas AM s'est investi dans le développement de Gambit et le déploiement du conseil par le robot Birdee, pour accompagner les conseillers en enrichissant les propositions⁸³. Cette association est cruciale dans le développement de l'offre de BNP Paribas AM, comme l'indique son directeur général Frédéric Janbon : « Gambit est appelé à devenir le partenaire privilégié de solutions de *robo-advisory* pour les réseaux de banque de détail et de banque privée du groupe BNP Paribas »⁸⁴.

1.3.3.2 Enjeux pour valoriser l'intégration des *robo-advisors* en assurance

L'enjeu de la transformation digitale pousse les assureurs-vie à développer leurs offres de service à distance, ce qui pourrait accentuer la présence des *robo-advisors*. Pour développer cette offre, des obstacles vont devoir être surmontés au fil de temps. Tout d'abord, l'enjeu *marketing* constitue la première étape à franchir en définissant une stratégie de communication et en facilitant l'expérience client. L'interfaçage du *robo-advisors* est un élément clé pour séduire la clientèle. Il est d'ailleurs contraint par l'ACPR, qui dans sa publication du 14 novembre 2016, stipule que « les principes de fonctionnement et l'ergonomie de cette interface doivent permettre d'offrir au client des éléments d'assistance et d'explication adaptés et comparables à ce dont il peut bénéficier dans un entretien en face à face »⁸⁵. Ensuite, viennent les étapes de robotisation des procédés et d'intégration des systèmes d'information. Il faut trouver un compromis entre coût d'acquisition et efficacité des modèles, en fonction de la qualité des données recueillies. La collecte des données s'avère être un compromis difficile entre précision, nombre des questions et temps accordé par l'investisseur à l'enquête. Dans l'optique de l'industrie 4.0, ces données constituent un enjeu majeur pour les différents acteurs qui vont devoir trouver des moyens de les enrichir.

De multiples enjeux apparaissent alors pour les assureurs-vie et les *robo-advisors* et pourraient être fonction de l'horizon temporel :

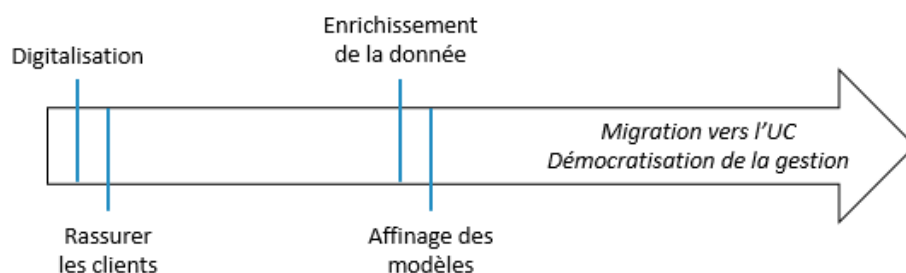


FIGURE 1.21 – Enjeux chronologiques.

- Digitalisation : la transformation digitale est essentielle pour les entreprises afin de rester compétitives. L'introduction des *robo-advisors* au sein des canaux de distribution des compagnies d'assurance a de fortes chances de devenir un élément clé de cette transformation du

83. Ivan Best, BNP Paribas AM investit dans un spécialiste des *robo-advisors*, l'AGEFI Quotidien, le 08/09/17.

84. Sophie Rolland, BNP Paribas AM fait l'acquisition du *robo advisor* Gambit, Les Echos, le 07/09/17.

85. Annexe à la Recommandation ACPR 2013-R-01, concernant le recueil via des interfaces numériques

mode de consommation et de souscription de l'assurance-vie.

- Rassurer : pour développer l'offre de conseil automatisé, il faudra d'abord rassurer les investisseurs, parfois réticents à l'idée de laisser le contrôle de leur épargne à des algorithmes.
- Enrichissement de la donnée : les données clients recueillies avec les questionnaires sont insuffisantes pour complètement cerner le profil et les attentes d'un individu. Comme évoqué en 1.3.1.1, les entreprises peuvent enrichir ces données de multiples façons, en suivant un procédé analogue à la lutte anti-blanchiment. Dans ce contexte, les bancassureurs pourraient s'imposer en leader grâce à une meilleure connaissance de leur clientèle.
- Affinage des modèles : grâce à des données plus informatives, l'établissement du profil de risque pourra être effectué à l'aide de méthodes plus complexes, notamment en développant le *machine learning* ou une intelligence artificielle, afin de personnaliser l'allocation.

L'intégration des *robo-advisors* au sein de l'assurance-vie présente alors un double enjeu : un investissement sur le plan technique, pour améliorer l'offre de conseil automatisé, et un investissement sur le plan commercial, pour à la fois rassurer les souscripteurs et offrir un service digitalisé accessible.

Chapitre 2

Assemblage et modernisation d'un *robo-advisor*

Acteurs traditionnels et *robo-advisors* proposent des approches différentes dans l'affectation des produits. Dans le parcours client classique, un conseiller va s'entretenir avec l'investisseur pour définir ses besoins et ajuster ses modèles de portefeuilles à partir d'une grande variété d'actifs financiers. Le gestionnaire va ensuite, manuellement, effectuer des arbitrages périodiques pour rééquilibrer le portefeuille de ses clients.

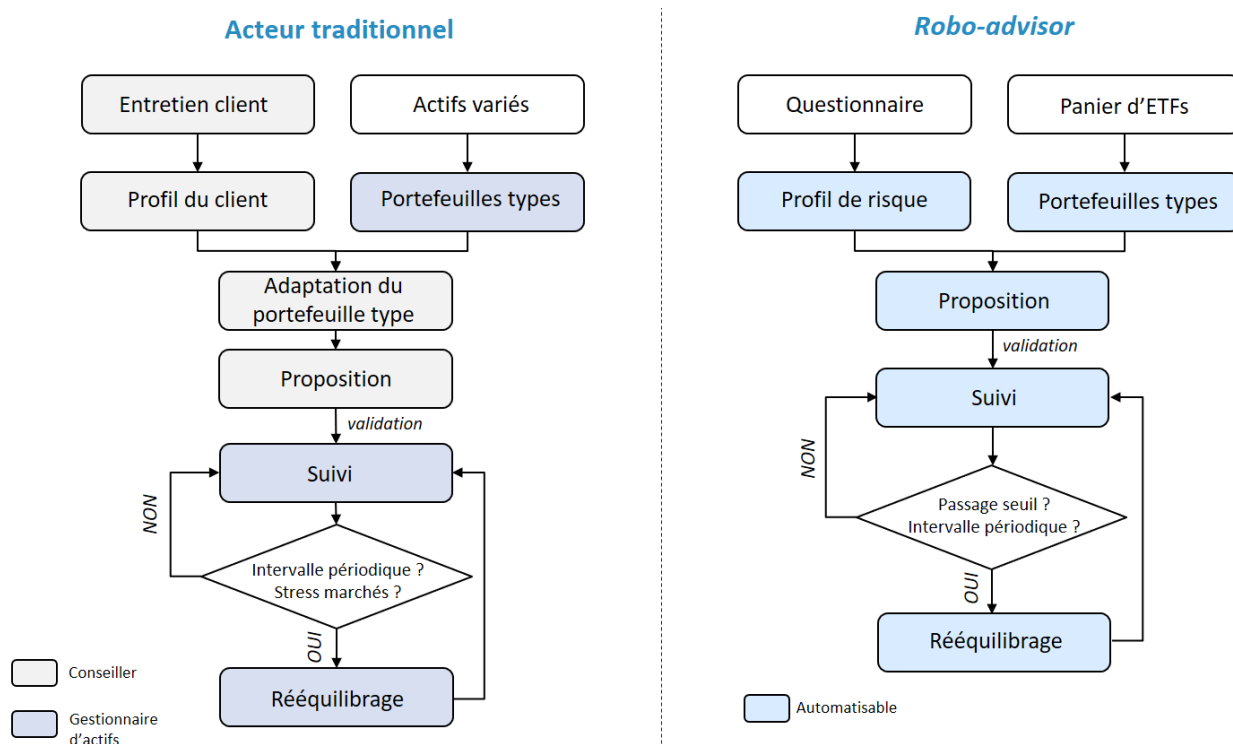


FIGURE 2.1 – Parcours avec un acteur traditionnel et un *robo-advisor*.

Ce processus va être modifié avec les *robo-advisors*. Côté actifs, un nombre limité de portefeuilles est préalablement construit à partir d'un panier d'ETFs chez la plupart des acteurs. Côté client, après le remplissage d'un questionnaire en ligne, un profilage est effectué pour associer portefeuille et client.

Le *robo-advisor* rééquilibre ensuite automatiquement, de façon périodique ou au franchissement d'un seuil, le portefeuille.

La sémantique de l'expression « *robo-advisor* » nourrit le fantasme d'une intelligence artificielle capable de remplacer les conseillers en patrimoine traditionnels. Il s'agit pour sûr d'une révolution en ce qui concerne l'expérience offerte à l'épargnant : le parcours est entièrement numérique et basé sur des interfaces ergonomiques. Mais cette innovation est-elle bornée à une expérience digitalisée ; ou doit-on s'attendre à l'émergence de puissants algorithmes qui surpassent la gestion traditionnelle ? Que se cache-t-il derrière cette robotisation du conseil ? Certains enseignements peuvent d'ores et déjà être tirés des pratiques des acteurs français. En effet, la dissection du parcours client fait ressortir trois étapes clés où la robotisation fait ou pourrait faire la différence : le profilage des assurés, l'allocation des portefeuilles et le conseil apporté à l'épargnant. Nous allons tenter au cours de ce chapitre de démythifier les *robo-advisors*, en identifiant les étapes faisant l'objet d'une automatisation et en s'intéressant au prisme réglementaire régissant cette activité. Cet objectif sera réalisé au travers de la conception étape par étape d'un robot primitif, nouvel entrant sur le marché, qui reprend l'architecture la plus commune chez les *robo-advisors*, en se posant des questions sur les perspectives d'automatisation et d'amélioration des différents blocs.

2.1 Profilage du client

2.1.1 Entrée sur le marché : questionnaire et *scoring*

Inspirons-nous des pratiques des acteurs français pour construire notre profilage. Pour un acteur récent ne possédant pas (ou peu) de données sur sa clientèle, le procédé le plus intuitif est de construire un questionnaire et de déterminer les profils de risque par un *scoring*. Pour le réaliser, nous nous basons sur le questionnaire et le *scoring* de la compagnie d'assurance Prepar-Vie⁸⁶, avec quelques adaptations pour obtenir finalement 5 profils de risque différents. Plus un score est élevé, plus le profil est prudent et sécuritaire. Certaines modifications sont apportées, avec l'aide d'une *Associate Private Banker* chez Kleinwort Hambros (groupe Société Générale)⁸⁷, pour adapter ce questionnaire à nos objectifs dans ce mémoire :

- *Scoring* général : ce questionnaire s'adresse initialement à une clientèle âgée, préparant sa retraite ou étant déjà retraitée. Il est donc de nature prudente, trop prudente pour une application à l'ensemble de la population. Il faut donc nuancer les points attribués aux différentes réponses pour obtenir plus de cohérence dans l'évaluation du profil de risque.
- Profils de risque : ce questionnaire permet de construire 4 profils distincts mais en prévision de la partie 3 de ce mémoire, 5 profils sont plus adaptés à notre étude. Nous ajoutons donc un profil de risque, très offensif.
- Horizon d'investissement : il n'était évalué que sur 3 tranches : moins de 5 ans, 5 à 8 ans, plus de 8 ans. Afin de bien dissocier les horizons et d'être cohérent avec les rachats en assurance-vie liés à la fiscalité⁸⁸, nous définissons 5 tranches : moins d'un an, de 1 à 4 ans, de 4 à 8 ans, de 8 à 30 ans et plus de 30 ans.
- Objectifs d'investissement : en analysant le *scoring* des objectifs d'investissement, nous observons que seuls 3 scores étaient utilisés pour 9 objectifs différents. Le poids des réponses est donc adapté, en se basant sur le questionnaire du courtier Epargnissimo⁸⁹, pour classer les différents objectifs sur 5 modalités.

86. Questionnaire Connaissance Client, Prepar-Vie

87. Entretiens du 16 et 17 juillet 2018

88. Voir 1.1.2

89. Votre profil investisseur, Epargnissimo

- Évaluation des connaissances financières : ce questionnaire ne comportait pas de questions permettant d'évaluer les connaissances du client. Ainsi, nous ajoutons les questions de Yomoni concernant l'évaluation des connaissances financières⁹⁰.
- Situation : des questions sur la situation professionnelle et sur les personnes à charge pour le client sont ajoutées, ces deux points étant des indicateurs des revenus et dépenses.
- Patrimoine : une estimation de la tranche du patrimoine en fonction des déciles de la répartition du patrimoine des Français⁹¹ est aussi ajoutée, ainsi que des questions concernant le patrimoine immobilier et l'endettement.

Une fois le *scoring* établi, sa cohérence a été vérifiée. Pour cela, différents profils caractéristiques ont été analysés, tels que le jeune actif, le père de famille ou le retraité. Le questionnaire a, pour chacun d'entre eux, déterminé un profil de risque cohérent avec les pratiques de marché. Par exemple, le père de famille ayant un patrimoine se retrouve avec un profil dynamique, tandis que le retraité souhaitant préparer sa transmission a un profil prudent ou sécuritaire. Avec l'appui de notre contact *Associate Private Banker*, cette méthodologie a alors été validée pour établir le profil de risque des clients avec notre *robo-advisor*. Le questionnaire et son *scoring* ont ensuite été implémentés dans une application sur R, complétée d'une interface Shiny :

FIGURE 2.2 – Interface Shiny pour le recueil des données client.

2.1.2 Proposition d'affinage du modèle de classification

2.1.2.1 Choix d'un KPI : la satisfaction

Le *scoring*, tel qu'établi à l'étape précédente, permet la construction des profils de risque des clients *a priori*. Il s'agit d'une solution intuitive en l'absence de données sur la clientèle, mais elle comporte néanmoins certaines limites :

- les poids sont fixés subjectivement, même si les variables sont bien discriminantes.
- les seuils sont fixés à dire d'expert et sont donc dépendants du constructeur du *scoring*.
- un modèle avec un *scoring* est linéaire et ne peut donc pas capter d'éventuelles non linéarités dans la caractérisation du profil de risque d'un individu.

90. Voir Annexe A.4

91. Source INSEE 2015

— le nombre de variables utilisées est limité.

Afin de remédier à ces problèmes, une possibilité serait de trouver des KPI (*Key Performance Indicator*) permettant de mesurer la cohérence de la classification et d'adapter le modèle en fonction de ces indicateurs. Par exemple, on pourrait penser au taux de conversion, en utilisant des outils *marketing* pour mesurer la pertinence d'une campagne et optimiser la collecte. On pourrait également se pencher sur le taux de satisfaction, permettant d'optimiser la conservation de l'encours. Cette étude propose la mise en oeuvre d'une approche utilisant comme indicateur la satisfaction des clients.

Le modèle envisagé se décompose de la façon suivante. Un *scoring* initial est réalisé pour déterminer le profil de risque des clients. Le client évalue ensuite sa satisfaction par rapport au portefeuille qui lui est attribué : + s'il souhaite un portefeuille plus risqué, 0 s'il est satisfait et - s'il souhaite un portefeuille moins risqué. Cette satisfaction est finalement réutilisée pour adapter le score associé aux réponses du questionnaire. On constitue ainsi un modèle rétroactif basé sur un KPI pour évaluer la pertinence de la classification.

Il faut maintenant se poser la question du recueil de cette satisfaction, pour lequel deux options se présentent :

- satisfaction *a priori* : au moment où le client reçoit son profil de risque et la proposition de portefeuille associée, il doit donner son avis. Cette méthode a le mérite d'être rapide et efficace, cependant un client n'ayant aucune connaissance financière ne sera pas en mesure de juger si la proposition est satisfaisante.
- satisfaction *a posteriori* : après un certain temps, la satisfaction du client est recueillie. Celle-ci va être tributaire des performances des marchés financiers, puisque, toutes choses égales par ailleurs, un client ayant obtenu de bons rendements sera content alors qu'un client ayant subi des pertes sera mécontent. Dans ce contexte, il faudrait pondérer l'évaluation de la satisfaction en fonction des rendements obtenus par le portefeuille du client. Par exemple, le poids de la réponse pourrait être fixé à 1 si le portefeuille a suivi le scénario médian et progressivement être réduit en se rapprochant des scénarios extrêmes. Cela permettrait d'éviter les réactions excessives aux fluctuations des marchés.

Le recueil de cette satisfaction s'accompagne aussi de contraintes sur la récupération de la donnée et sur l'interface. On peut imaginer répondre à un nouveau questionnaire ou simplement évaluer la satisfaction sous forme d'un *rating*.

2.1.2.2 Description et analyse des données clients

Pour faire face à l'absence de données dans notre étude, nous proposons une démarche qui pourrait être suivie et l'appliquons sur un jeu de variables limité en vue de prédire une classe corrélées à ces variables. Pour cela, un nombre réduit de questions et de réponses est considéré, en partant des données issues de l'étude de Musto et al. (2015). L'intégralité des données de l'étude précédemment citée n'étant pas utilisée ici, la description sera complétée au cours du chapitre 3 où nous implémenterons une méthode utilisant ces données⁹². Après avoir contacté les auteurs de cette étude, ceux-ci nous ont transmis la base de données réelle sur lesquelles s'appuie leur article. Le jeu de données rassemble des informations sur les clients (récupérées via un questionnaire), des portefeuilles modèles proposés aux clients, les portefeuilles personnalisés avec l'aide d'un conseiller et les classes d'actif investies. Il contient 1183 clients italiens, dont 1172 ayant validé un portefeuille composé à partir de 20 classes d'actifs. Ces clients ont tous reçu des conseils sur leurs investissements entre 2012 et 2014, afin de pouvoir constituer une base réelle. Bien que limitée en taille, cette base permet d'appliquer nos concepts et notre étude sur des données financières représentatives d'une population existante.

92. Voir 3.2

Les individus sont représentés à partir de 8 variables : le profil de risque, les objectifs d'investissement, l'horizon d'investissement, l'expérience en matière d'investissement, les actifs financiers (i.e. le patrimoine financier) de l'individu, le sexe, l'âge et le niveau de conseil souhaité. Ainsi, un individu u se présente sous la forme d'un vecteur de taille 8 de la façon suivante :

Utilisateur u	Plage	Description
Profil de risque	[1 ; 5]	[très prudent, prudent, équilibré, audacieux, très audacieux]
Objectifs	[1 ; 5]	[très bas, bas, normaux, élevés, très élevés]
Horizon	[1 ; 5]	[très court, court, moyen, long, très long]
Expérience	[1 ; 5]	[très faible, faible, normale, grande, très grande]
Actifs financiers	[1 ; 5]	[très bas, bas, normaux, élevés, très élevés]
Sexe	{0 ; 1}	0 pour une femme, 1 pour un homme
Niveau de conseil	[1 ; 5]	[très faible, faible, normal, élevé, très élevé]
Âge	[18 ; ∞ [	âge de l'individu, considéré entier

Les variables utilisées sont cohérentes vis à vis des textes réglementaires et des pratiques métiers, mais on pourrait se poser la question du choix des variables et de leur pertinence. Ce questionnement est ici limité, puisque les données clients reçues ne comportent pas plus de variables que précédemment. Cela est néanmoins suffisant pour la suite de notre étude, visant à proposer une approche d'amélioration de la classification.

Certains retraitements ont dû être effectués pour se conformer au cadre fixé par l'étude de Musto et al. (2015). En effet, certaines variables n'étaient pas sur une échelle de 1 à 5, une translation a donc dû être appliquée. Le détail de la classification de 1 à 5 reste flou, aucune indication n'étant mentionnée par les auteurs. Il convient alors d'analyser ces données clients, pour avoir une meilleure compréhension du cadre de l'étude. Le premier critère à appréhender est le caractère représentatif de la population et la distribution des individus dans cette base. L'histogramme ci-après dénombre les clients par âge :

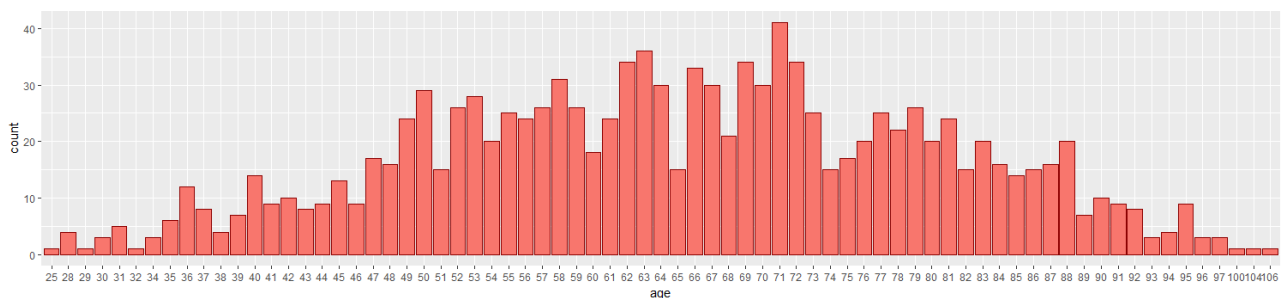


FIGURE 2.3 – Répartition des clients par âge.

On constate qu'aucun client n'est âgé de moins de 25 ans et que 75% des clients ont plus de 54 ans. Les jeunes sont donc peu représentés dans ces données : ces profils seront alors plus difficiles à prédire. Bien que plutôt représentative des détenteurs de titres financiers sous gestion, cette base ne correspond pas dans sa totalité à la clientèle cible des *robo-advisors*, qui visent l'ensemble de la population et notamment les jeunes généralement plus enclins à accepter la transformation digitale. Nous avons ensuite analysé l'ensemble des variables caractérisant un client, le résultat étant synthétisé dans les graphes ci-dessous :

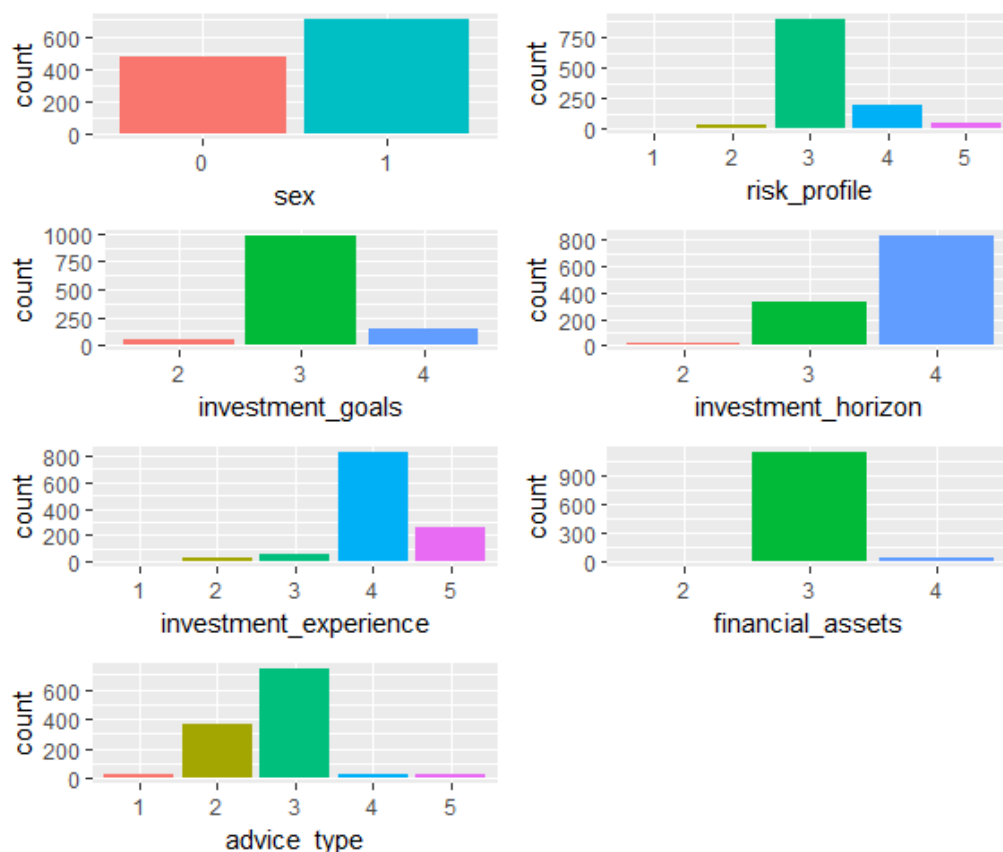


FIGURE 2.4 – Répartition des clients pour chacune des variables.

Une fois de plus, la base n'est pas répartie de façon uniforme pour chacune des variables et un profil médian prédomine. Il s'agit d'un homme, avec un profil de risque équilibré, un patrimoine et un niveau de conseil intermédiaire, avec un horizon d'investissement assez long et une bonne expérience financière. En effet, les hommes sont plus nombreux que les femmes et représentent près de 60% de l'effectif total. Le profil de risque équilibré (3) domine largement les autres en terme de nombre d'individus dans la base, avec 76% des profils. Ce profil médian se démarque également sur les variables objectifs d'investissement et patrimoine financier. Enfin, l'horizon et l'expérience sont majoritairement à 4 pour les clients de notre base. Ce résultat était prévisible puisqu'il s'agit de données recueillies auprès de clients ayant eu recours à des conseils en gestion de patrimoine, conseils n'étant accessibles qu'à des individus déjà éduqués financièrement et patrimoniaux. On constate qu'il y a peu de cas extrêmes. Par exemple, un seul individu à un profil de risque sécuritaire (1). Il en est de même pour toutes les autres variables, pour lesquelles les valeurs 1 et 5 sont minoritaires.

Le profil de risque constitue un élément clé dans le processus de conseil du client⁹³. Or Musto et al. (2015) précisent que cette variable a été déterminée à partir du questionnaire MiFID⁹⁴ mais sans indiquer plus de détail à ce sujet. D'après notre réflexion et notre interprétation des textes réglementaires, le profil de risque est déterminé notamment à partir d'indicateurs de l'expérience des produits financiers, du patrimoine, d'objectifs et d'horizon de placements. Mais en étudiant la matrice de corrélation entre les variables clients (Figure 2.5), il semble que le profil de risque contient d'autres informations non captées par le reste des variables. D'ailleurs, la régression linéaire du profil de risque sur le reste des variables confirme cette hypothèse, puisque le R^2 vaut 0,6087, ce qui n'est pas assez

93. Voir 1.2.2.1 & 1.3.1.1.

94. Voir 1.2.2.3.

élevé pour affirmer le lien linéaire. On constate néanmoins que les variables financières sont assez corrélées au profil de risque, plus particulièrement les objectifs et l'expérience d'investissement.

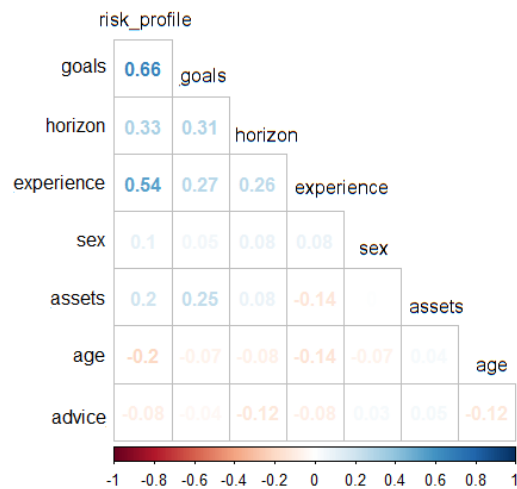


FIGURE 2.5 – Matrice de corrélation des variables clients.

Les variables socio-démographiques sont quant à elles peu corrélées avec les autres variables. On constate néanmoins une légère corrélation négative entre le profil de risque et l'âge. La figure 2.6 permet de mettre en évidence que plus l'âge augmente, plus le profil de risque est prudent. La construction du profil de risque par rapport à l'âge est donc cohérente, puisqu'il est logique de prendre moins de risque en vieillissant : le capital est sécurisé pour la retraite et en prévision d'une transmission de patrimoine.

En ce qui concerne la variable sexe, celle-ci ne semble pas être corrélée au profil de risque. La figure 2.7 résume la répartition des profils de risque en fonction du sexe (0 pour une femme, 1 pour un homme) :

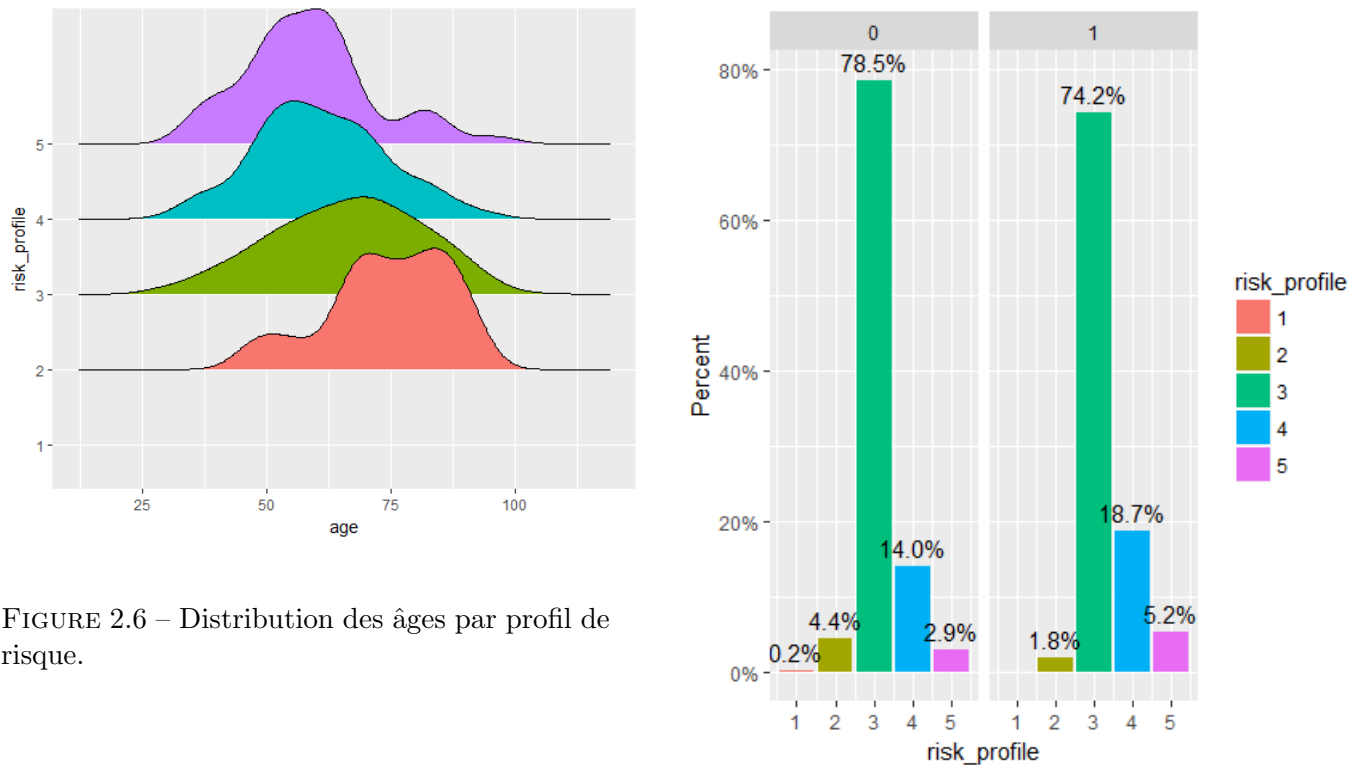


FIGURE 2.6 – Distribution des âges par profil de risque.

FIGURE 2.7 – Profil de risque par sexe.

On constate que les femmes sont légèrement plus concentrées sur les profils prudents par rapport aux hommes, et inversement les hommes le sont plus sur les profils offensifs. Malgré ces petites variations, la distribution des hommes et des femmes par profil de risque est similaire. De plus, en se référant aux exigences réglementaires⁹⁵, le sexe n'est pas une variable obligatoire pour l'établissement du profil de risque : l'importance de la variable sexe dans le profil de risque pour notre étude peut être remise en cause.

Enfin la dernière variable non-financière concerne le niveau de conseil (*advice_type*). Là encore, il ne s'agit pas d'une recommandation réglementaire pour déterminer le profil de risque et, d'après notre interprétation de cette variable, elle semble être liée au canal de distribution (par exemple, conseil téléphonique ou entretien individuel).

2.1.2.3 Approches de classification

En raison de données limitées, nous envisageons une approche, sans recherche de résultats réels. Pour mettre en place cette approche, l'idée est d'utiliser une variable explicative, le profil de risque, comme variable cible. Afin d'obtenir un indicateur de satisfaction, nous considérons que la variable profil de risque dans la base de données est le profil qui satisfait tous les clients. Nous pouvons donc évaluer la satisfaction avec les différences entre vrai profil et profil calculé par notre questionnaire. Ainsi, il s'agit ici d'évaluer la satisfaction *a priori*, les données ne nous permettant pas d'étudier la satisfaction *a posteriori*.

Suite à l'analyse des données précédente, nous nous restreignons finalement aux variables suivantes pour définir le profil de risque d'un client : âge, objectifs d'investissement, horizon d'investissement, expérience financière, patrimoine financier. La première étape consiste à construire un *scoring* pour prédire le profil de risque à partir de ces variables. Nous construisons un *scoring* initial manuellement⁹⁶ (donné en annexe A.2). Ce *scoring* permet d'avoir 79% de clients satisfaits. Dans un premier temps, l'idée est d'améliorer le *scoring* (i.e. obtenir une plus grande satisfaction). Pour déterminer les nouveaux scores, une régression linéaire du profil de risque par les variables sélectionnées est effectuée. Cette régression détermine de nouveaux poids, permettant d'élever la part de clients satisfaits à 84%. Cependant, le coefficient R^2 ajusté est de 0,6064, ce qui reste trop faible pour affirmer une parfaite relation linéaire.

Pour tenter d'améliorer la prédiction du profil de risque en prenant en compte la satisfaction des clients, différentes méthodes de *machine learning* sont testées et comparées. Pour chacune des méthodes, la bibliothèque *scikit-learn* sur Python est utilisée et le mode opératoire suivi est le suivant :

- Échantillonnage : les données sont divisées en un échantillon d'apprentissage (80% de la base) et un échantillon de test (20%). Les modèles sont entraînés sur l'échantillon d'apprentissage puis validés en tentant de prédire la variable cible (i.e. le profil de risque) sur l'échantillon de test.
- Hyperparamètres : chaque méthode possède ses propres paramètres (par exemple, la profondeur d'un arbre de décision, le nombre d'arbres dans une *random forest*, ...). Ces derniers sont nommés hyperparamètres et doivent être optimisés pour construire le modèle de classification. Pour cela, on peut utiliser la fonction *GridSearchCV*, en testant une plage de valeurs pour chacun des hyperparamètres. On retient les valeurs permettant d'obtenir le meilleur score de validation croisée. Cette étape est la plus longue en temps de calcul, puisqu'un quadrillage de l'ensemble des possibilités pour les paramètres est effectué et le score de validation croisée est calculé pour chaque jeu de paramètres.
- Choix de la métrique : afin de sélectionner le meilleur modèle pour ce problème de prédiction du profil de risque, il convient de choisir une métrique. Dans notre étude, nous choisissons

95. Voir 1.2.2.1.

96. les variables étant sur une échelle de 1 à 5, on leur affecte 1 à 5 points puis on définit 5 plages de scores totaux

le score de la validation croisée mesuré par l'*accuracy* (pourcentage d'individus correctement classés), qui permet d'identifier l'efficacité de la prédiction du modèle. Il existe cependant d'autres mesures telles que la précision⁹⁷, le *recall*⁹⁸ ou le F1-score⁹⁹. D'un point de vue métier, il conviendrait de définir notre propre mesure. En effet, le but du conseil est de définir le bon profil de risque, en prêtant attention à ne pas affecter un individu à un profil trop risqué. Ainsi, la métrique devrait pénaliser davantage les individus classés dans un profil de risque trop élevé. Cependant, en raison de la faible quantité de données présentes pour cette application, une telle métrique changerait peu les résultats, c'est pourquoi nous choisissons d'utiliser l'*accuracy* dans cet exemple.

- *Learning Curves* : pour comprendre les performances du modèle, il convient de tracer les *learning curves*, qui opposent les scores de l'apprentissage et de la validation croisée. Au moment où les courbes atteignent un plateau et où l'écart entre elles est constant, l'échantillonnage est optimal : au delà, il y a un risque de sur-apprentissage. Si les deux courbes sont convergentes, cela signifie que le modèle peut être amélioré avec l'apport de nouvelles variables explicatives ou que l'on pourrait utiliser un modèle plus complexe. Si les droites conservent le même écart de façon prolongée, le modèle peut être entraîné sur de nouvelles données sans nécessiter de reparamétrage, mais avec un risque de sur-apprentissage. La figure 2.8 présente les *learning curves* pour un modèle de *Random forests*, qui sont ici convergentes :

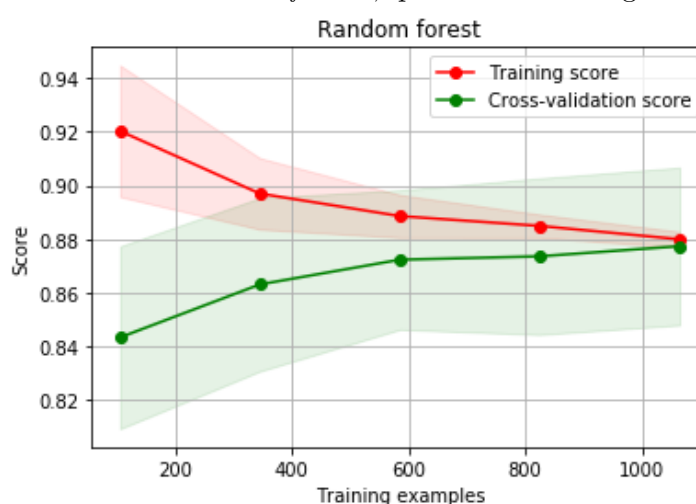


FIGURE 2.8 – *Learning curves* du modèle de *Random forests*.

Nous calculons, pour chacun des modèles, le score de validation croisée (*cross_val_score*) obtenu par la mesure de l'*accuracy*, et le temps d'apprentissage, résumés dans le tableau suivant (les paramètres utilisés et une brève description des méthodes sont donnés en annexe A.8) :

	Arbre de décision	Random Forest	ExtraTrees	AdaBoost
Cross_val_score	85,20%	87,42%	87,42%	86,25%
Temps (s)	0,02	8,54	0,31	0,14
	Gradient Boosting	LigthGBM	SVM	Réseau neuronal
Cross_val_score	86,79%	82,65%	86,57%	86,26%
Temps (s)	5,3	0,59	0,73	0,28

FIGURE 2.9 – Performances des modèles.

97. La précision est ratio des « vrais positifs » sur la somme des « vrais positifs » et des « faux positifs ». Autrement dit, pour tous les individus classés positifs, quel pourcentage l'était vraiment.

98. Le *recall* mesure la capacité à trouver les individus d'une classe. Il s'agit du ratio des « vrais positifs » sur la somme des « vrais positifs » et des « faux négatifs ». Autrement dit, pour tous les individus positifs, combien ont été classés correctement.

99. Le « F1-score » se calcule comme suit : $F1_{score} = 2 \times \frac{precision \times recall}{precision + recall}$

Dans ce tableau, on constate que les méthodes offrant le meilleur score de validation croisée sont les *Random forests* et les *ExtraTrees*. Cependant, les *Random forests* sont les plus longues en temps d'apprentissage, ce qui peut vite devenir problématique avec l'augmentation de la taille des données. Ainsi, la méthode retenue à ce stade est celle des *ExtraTrees*, qui offre le meilleur compromis entre score de validation croisée et temps de calcul.

Afin d'améliorer les scores obtenus par les modèles de *machine learning*, une autre technique analysée est le *stacking*. Le but est de combiner plusieurs modèles de prédiction : on applique une méthode de *machine learning* à des classifieurs obtenus par d'autres méthodes. Plus précisément, les modèles sont d'abord entraînés sur les données initiales. Les prédictions faites sont ensuite transmises en entrée du modèle de second niveau (le *stacker*) qui va les pondérer pour obtenir la prédiction finale. Schématiquement ¹⁰⁰, le procédé est le suivant :

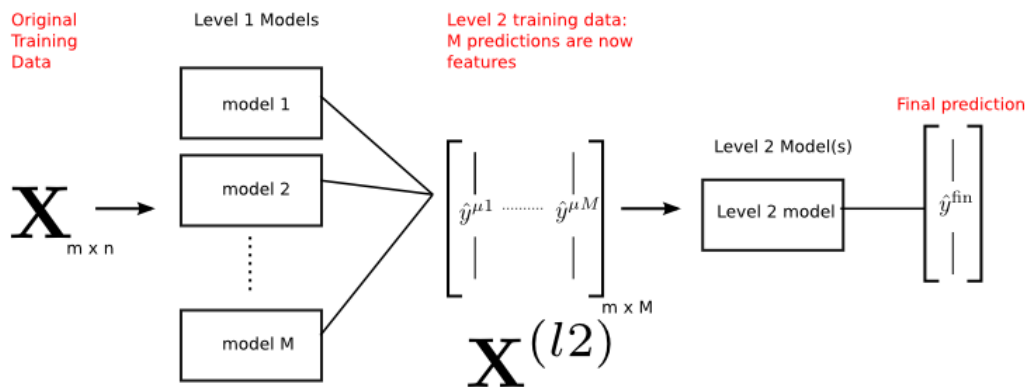


FIGURE 2.10 – Fonctionnement du *stacking*.

Pour construire la matrice des prédictions ($X^{(l2)}$), les données sont divisées, de la même façon que pour une validation croisée. Un premier « pli » est mis de côté pour la prédiction finale. Pour chaque pli restant, les modèles de niveau 1 sont entraînés sur les autres plis pour obtenir les prédictions. Finalement, le modèle de niveau 2 est entraîné sur cette matrice des prédictions et testé sur le pli isolé précédemment.

Nous reprenons donc les modèles précédents en tant que modèles de niveau 1 et utilisons une régression logistique pour le modèle de niveau 2. Le nombre de plis a été fixé à 6, permettant d'obtenir le score maximal de cette méthode sur nos données. Le score de validation croisée s'élève alors à 83,20%, ce qui est inférieur aux méthodes de niveau 1. Le *stacking* ne permet donc pas dans notre exemple d'améliorer la qualité de la prédiction. Avec la faible quantité de données disponibles, nous avons atteint les limites des capacités de ces techniques d'apprentissage qui nécessiteraient d'être nourries davantage pour être plus performantes.

La méthode *ExtraTrees* permet finalement d'avoir les meilleures prédictions pour améliorer la satisfaction des clients. Néanmoins, comme bon nombre de techniques de *machine learning*, elle présente l'inconvénient d'être en boîte noire : il est difficile d'interpréter le fondement de la décision prise par l'algorithme et donc d'accorder de la confiance dans la prédiction. En effet, les améliorations de précision et d'efficacité apparaissent souvent en contrepartie d'une perte d'interprétabilité du modèle.

Cette opacité peut devenir problématique, notamment depuis l'entrée en vigueur du Règlement général sur la protection des données (RGPD) le 25 mai 2018. Le but de notre modèle de prédiction

100. Stacking models for improved predictions, burakhimmetoglu, 2016

est précisément d'effectuer un profilage des clients, le plaçant ainsi dans le cadre de l'article 13 (Informations à fournir lorsque des données à caractère personnel sont collectées auprès de la personne concernée) du RGPD. En effet, cet article précise au paragraphe 2 point f : « En plus des informations visées au paragraphe 1, le responsable du traitement fournit à la personne concernée, au moment où les données à caractère personnel sont obtenues, les informations complémentaires suivantes qui sont nécessaires pour garantir un traitement équitable et transparent : [...] l'existence d'une prise de décision automatisée, y compris un profilage, visée à l'article 22, paragraphes 1 et 4, et, au moins en pareils cas, **des informations utiles concernant la logique sous-jacente**, ainsi que l'importance et les conséquences prévues de ce traitement pour la personne concernée. »¹⁰¹. Ainsi, le responsable du traitement doit être en mesure d'expliquer, sans détailler complètement les algorithmes, l'origine de la décision appliquée. Les modèles de *machine learning* en boîte noire deviennent plus complexes à gérer dans ce cadre.

Ce problème peut être contourné grâce à une nouvelle génération d'outils, permettant d'interpréter les modèles. Afin d'interpréter le plus efficace de nos modèles, nous utilisons LIME (*Local Interpretable Model-Agnostic Explanations*) sur Python. Cet outil permet de comprendre les résultats d'un modèle de *machine learning*, en l'étudiant localement par des méthodes facilement interprétables (régression linéaire, ...). Pour cela, les données initiales sont perturbées : certaines caractéristiques sont omises pour se concentrer sur d'autres. Pour chaque échantillon perturbé, LIME recherche la probabilité que la prédiction sur cet échantillon soit la même que celle déduite par le modèle global. À partir de ces probabilités, on construit un modèle simple pondéré localement, qui permet d'expliquer l'origine de la prédiction.

Ainsi, la prédiction du modèle pour des individus de l'échantillon de test de notre étude est expliquée grâce à LIME. Par exemple, pour un individu de profil de risque 3 (i.e. le profil le plus commun dans les données), le résultat obtenu est le suivant :

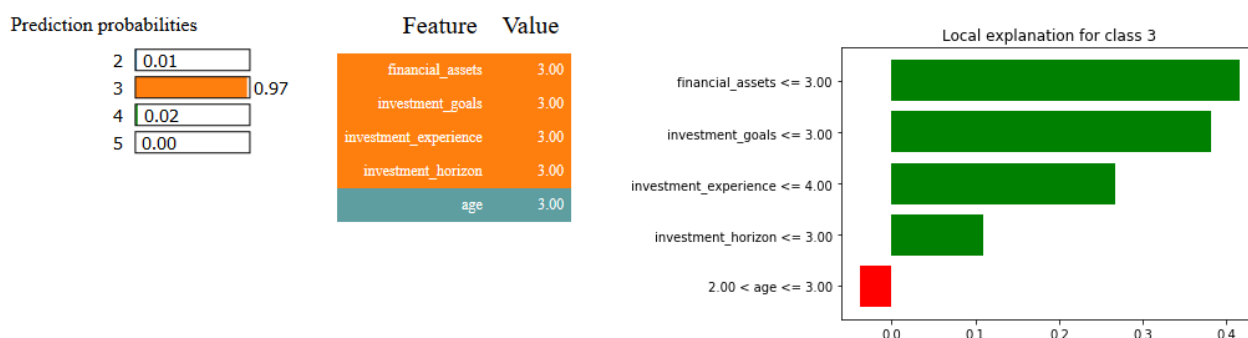


FIGURE 2.11 – Explication d'une prédiction pour un individu de profil 3.

On constate que le modèle prédit le bon profil de risque avec très peu d'incertitude, majoritairement guidé par les variables Patrimoine, Objectifs et Expérience. En effet, si on se concentre sur la troisième partie de cette illustration, on observe la probabilité d'être de classe 3 en fonction de la réalisation de chaque variable. Ici, la suppression de la variable Patrimoine diminuerait de 0,47 la probabilité d'être de la classe 3. On note que la variable Âge vient nuancer légèrement ce résultat : elle doit être supérieure à 3 pour qu'un individu soit de profil 3 selon cette variable.

Concentrons nous maintenant sur un cas dont la prévision est mauvaise. Parmi l'échantillon de test, un individu de profil de risque 2 a été prédit 3 par le modèle (figure 2.12). Dans cet exemple, le

101. RÈGLEMENT (UE) 2016/679 DU PARLEMENT EUROPÉEN ET DU CONSEIL du 27 avril 2016 relatif à la protection des personnes physiques à l'égard du traitement des données à caractère personnel et à la libre circulation de ces données, et abrogeant la directive 95/46/CE (règlement général sur la protection des données), Article 13, §2-f).

modèle accorde également plus d'importance aux variables Patrimoine, Objectifs et Expérience, qui sont les mêmes que pour l'individu précédent. Ici, la variable Âge valant 1 semble avoir influé le profil de risque de l'individu pour qu'il soit classé en 2, mais notre modèle n'accorde pas une telle importance à la variable âge. Cette erreur provient sûrement de l'apprentissage, où la majorité des données étaient des individus de profil 3, pour lesquels une variable Âge faible avait peu d'influence.

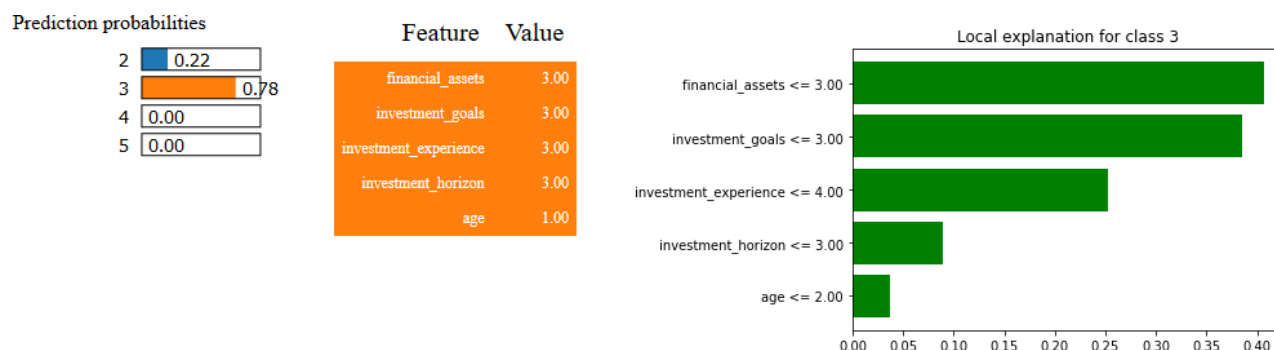


FIGURE 2.12 – Explication d'une prédiction pour un individu de profil 2.

Le modèle produit des résultats cohérents avec les variables transmises. L'outil LIME permet de comprendre l'origine d'une prédiction et d'accorder de la confiance dans le modèle, qui obtient de bonnes performances justifiées. Il pourrait alors être utilisé dans toute la chaîne de souscription pour ses vertus pédagogiques : les assureurs et/ou les conseillers pourraient comprendre la mécanique de décision, ainsi que les clients recevant un profilage automatisé.

2.2 Construction et suivi des portefeuilles

2.2.1 Choix des actifs et portefeuilles efficients

Une fois le profilage établi, la deuxième étape est l'allocation d'un portefeuille type. Pour cela, il faut construire 5 portefeuilles avec des niveaux de risque correspondants aux 5 profils déterminés avec le questionnaire. Nous avons vu¹⁰² que les *robo-advisors* investissent quasi-exclusivement sur des ETFs. L'idée première serait alors d'utiliser les mêmes supports d'investissement que Yomoni. Cependant, la collecte des données s'avère trop lacunaire, avec de nombreuses données manquantes, et difficile à automatiser. Nous sélectionnons donc directement un panier d'ETFs dont les performances à la maille quotidienne sont disponibles sur le site Yahoo! Finance, afin de pouvoir importer les données directement dans R grâce au package *quantmod*¹⁰³. Afin de satisfaire les contraintes de diversification, le panier est constitué à partir de 10 ETFs, traquant divers actifs tels qu'actions, obligations, liquidités ou matières premières. Les ETFs sont principalement issus de sociétés de gestions américaines, car ils présentent un plus grand historique de données (le marché américain s'étant initié plus tôt aux ETFs). Pour limiter le risque de défaut, différents émetteurs sont choisis. La liste complète des ETFs retenus est donnée en annexe A.9. Possédant les performances de chacun des ETFs, nous pouvons calculer les rendements mensuels et les rendements excédentaires, c'est-à-dire les rendements après déduction du taux sans risque, ce dernier étant récupéré à partir des données de la Banque de France¹⁰⁴.

Le panier d'ETFs constitué, nous cherchons les portefeuilles efficients en appliquant la méthode

102. Voir 1.3.1.2

103. La fonction *getSymbols* permet de récupérer les données financières d'un actif depuis Yahoo! Finance.

104. Taux indicatifs des bons du Trésor et OAT, Banque de France

de Markowitz¹⁰⁵. La frontière efficiente obtenue¹⁰⁶ est présentée en figure 2.13.

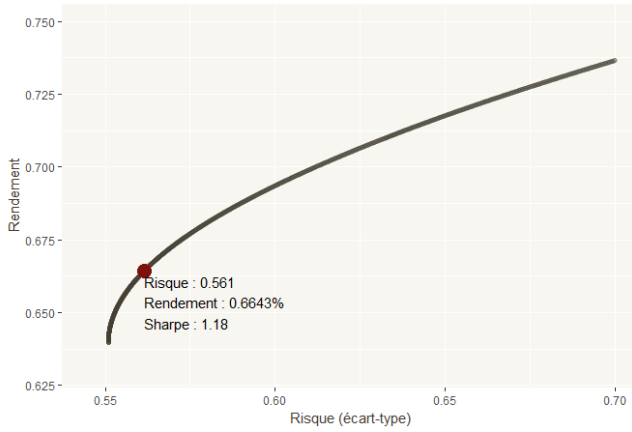


FIGURE 2.13 – Frontière efficiente de Markowitz.

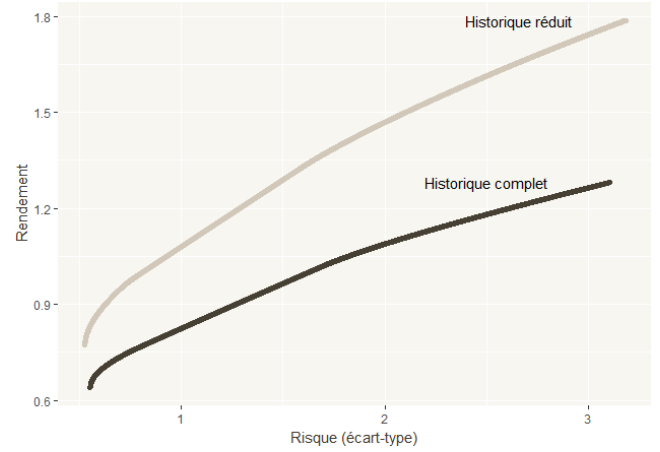


FIGURE 2.14 – Frontières efficientes selon la profondeur de l'historique.

La frontière efficiente de Markowitz est construite à partir d'un historique de rendements des actifs. Afin d'étudier la robustesse de cette approche dans notre cas, une étude de sensibilité du calibrage à la profondeur de l'historique est réalisée. À la frontière précédente, construite à partir de l'historique de données complet, on oppose la frontière efficiente obtenue en retirant un an d'historique le plus lointain (l'année 2015 dans notre application). Les deux courbes obtenues sont présentées en figure 2.14. On constate que les portefeuilles efficientes sont considérablement modifiés en fonction de l'historique, puisqu'à niveau de risque équivalent, en retirant un an d'historique on obtient des portefeuilles avec de meilleurs rendements. Cette frontière est très sensible aux données des actifs sélectionnés. C'est une des limites dans notre exemple avec l'utilisation d'un nombre réduit d'actifs. En effet, pour conserver des portefeuilles efficientes à tout instant, il faudrait très fréquemment et considérablement modifier les allocations, engendrant de nombreux coûts.

2.2.2 Association profil de risque - portefeuille

Sur cette frontière, il convient de sélectionner, pour chaque profil de risque, le portefeuille correspondant, i.e. celui maximisant l'espérance d'utilité des investisseurs. Dans la théorie de Markowitz, les individus ont une fonction d'utilité quadratique de la forme :

$$U = E(r) - \frac{1}{2}\delta\sigma^2(r) .$$

Avec :

$E(r)$ = l'espérance de rendement.

$\sigma(r)$ = l'écart-type du rendement (le risque).

δ = le coefficient d'aversion au risque.

La recherche de rendement se trouve dans le paramètre $E(r)$ et le risque est représenté par σ . C'est le paramètre δ , propre à chaque individu, qu'il faut expliciter pour trouver le portefeuille efficient ayant

105. Voir p.50

106. Le point est le portefeuille ayant le meilleur ratio de Sharpe (défini en annexe A.1.6).

un niveau de risque acceptable pour l'individu. On observe que plus δ est grand, plus l'investisseur est adverse au risque puisque son utilité diminue avec σ^2 . Les valeurs de δ négatives correspondent à une appétence pour le risque. À partir de ces fonctions d'utilité, on peut tracer des courbes d'iso-utilités. Ces courbes représentent les couples rendement-risque pour lesquels un individu a la même utilité. Il considère comme équivalents tous les couples de cette courbe et est donc indifférent quant au choix d'un portefeuille sur une même courbe d'iso-utilité, c'est pourquoi ces courbes sont communément appelées courbes d'indifférence. Il faut donc trouver, pour chaque profil de risque, le portefeuille se situant au point de tangence entre une courbe d'iso-utilité de l'individu et la frontière efficiente précédemment établie. Sur le schéma¹⁰⁷ 2.15, on superpose les courbes d'indifférence d'un individu à la frontière efficiente de Markowitz :

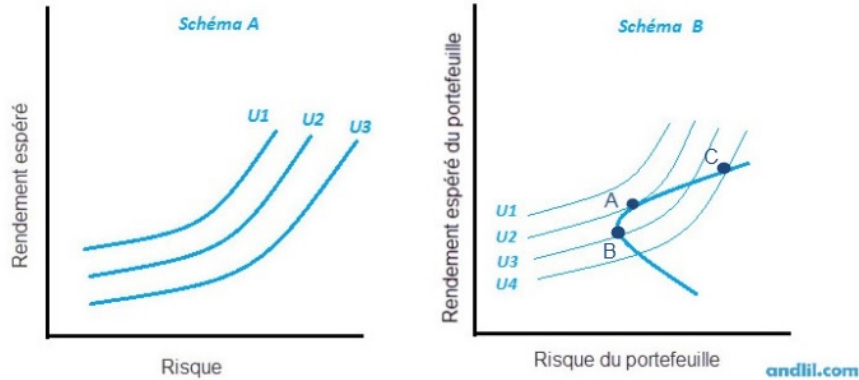


FIGURE 2.15 – Courbes d'iso-utilité et frontière efficiente de Markowitz.

Notons tout d'abord que plus la courbe d'indifférence est au nord-ouest du repère, plus l'utilité de l'investisseur est grande (meilleur rendement pour moins de risque). Il faut donc choisir, parmi toutes les courbes d'indifférence, celle la plus au nord-ouest passant par la frontière efficiente : il s'agit de la courbe tangente à la frontière (sur le schéma ci-dessus, l'individu choisira le portefeuille A). Pour cela, il faut résoudre le système :

$$\begin{cases} f(sol) = g(sol) \\ f'(sol) = g'(sol) \end{cases} .$$

Où :

$f(\sigma) = U + \frac{1}{2}\delta\sigma^2$ avec U fixé.

g = équation de la frontière efficiente.

sol = écart-type du portefeuille au point d'intersection entre la courbe d'iso-utilité et la frontière.

f' , g' = dérivées premières des fonctions f et g .

En tant que nouvel acteur, notre clientèle n'est pas parfaitement connue. De ce fait, les coefficients d'aversion au risque sont déterminés par une approche *benchmark* : ils sont calibrés à partir de portefeuilles types qui contiendront l'allocation cible. Pour cela, nous relevons les allocations proposées par plusieurs entités, à savoir Yomoni, WeSave, HSBC¹⁰⁸ et Assurancevie.com¹⁰⁹, afin de construire cinq portefeuilles de référence.

107. Le portefeuille efficient selon Markowitz, Andlil, 2015

108. Brochure gestion de portefeuille, HSBC Private Bank

109. Allocations modèles, Assurancevie.com, 2018

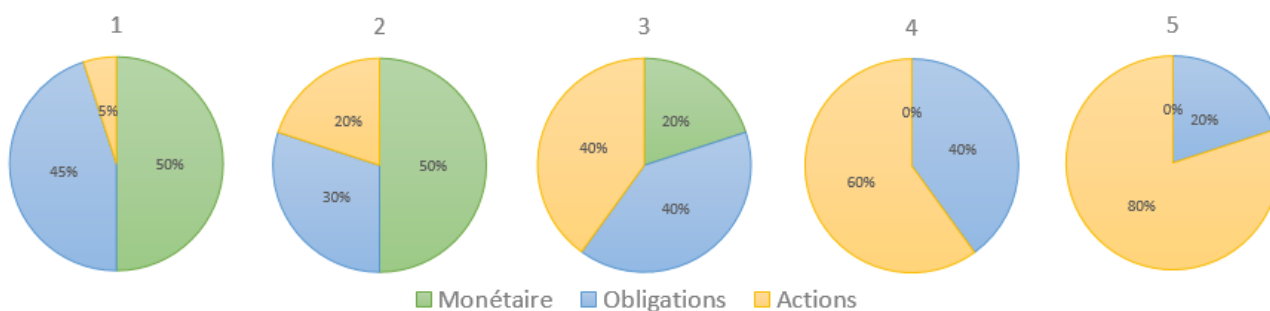


FIGURE 2.16 – Portefeuilles de référence.

Possédant ces allocations cibles, l'étape suivante est la recherche de ces cibles sur la frontière efficiente contenant les portefeuilles optimaux. Cinq portefeuilles comportant les mêmes proportions de catégorie d'actifs que les portefeuilles de référence sont identifiés sur la frontière de Markowitz tracée précédemment.

Symbole	Portefeuille 1	Portefeuille 2	Portefeuille 3	Portefeuille 4	Portefeuille 5
IEV	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%
VOO	4,92%	20,00%	38,71%	50,00%	50,00%
JPXN	0,10%	0,00%	0,00%	11,52%	32,38%
DBAP	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%
EMB	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%
HYG	6,32%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%
VCIT	38,39%	30,00%	45,00%	38,48%	17,62%
IGOV	0,27%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%
MXI	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%
CMR.TO	50,00%	50,00%	16,30%	0,00%	0,00%

FIGURE 2.17 – Portefeuilles efficients associés aux 5 profils.

On constate que les actions européennes, les obligations gouvernementales et les matières premières ne sont jamais sélectionnées dans cet exemple. En effet, l'historique de données utilisé révèle une volatilité importante sur ces actifs par rapport à leur rendement : ils sont alors dominés par d'autres classes d'actifs dans le processus d'allocation de Markowitz.

Ces portefeuilles correspondent aux points de tangence avec les courbes d'iso-utilité. Finalement, connaissant les points de tangence et en interpolant la frontière, nous pouvons résoudre l'équation $f'(sol) = g'(sol)$ précédemment énoncée et trouver les coefficients δ :

Portefeuille	1	2	3	4	5
δ	2,53	0,40	0,20	0,10	0,07

On constate qu'ils diminuent bien au fur et à mesure que le profil de risque devient offensif, sans jamais devenir négatif : même audacieux, les individus restent adverses au risque. En traçant les courbes d'iso-utilité de chaque type d'investisseur tangentes à la frontière efficiente, on obtient le graphe 2.18, où les portefeuilles sont répartis sur la frontière :

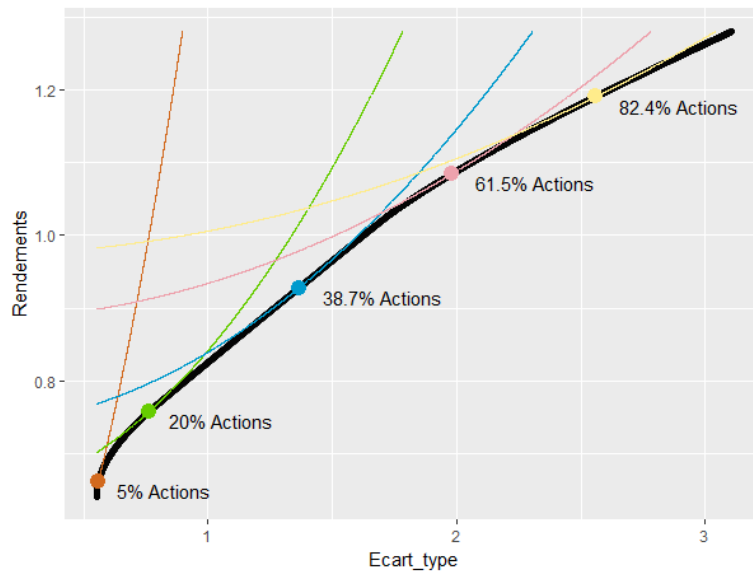


FIGURE 2.18 – Portefeuilles efficaces et courbes d’iso-utilité.

Cette technique a été incorporée à notre application R Shiny. Pour un client de profil sécuritaire, la proposition de portefeuille se présente ainsi :

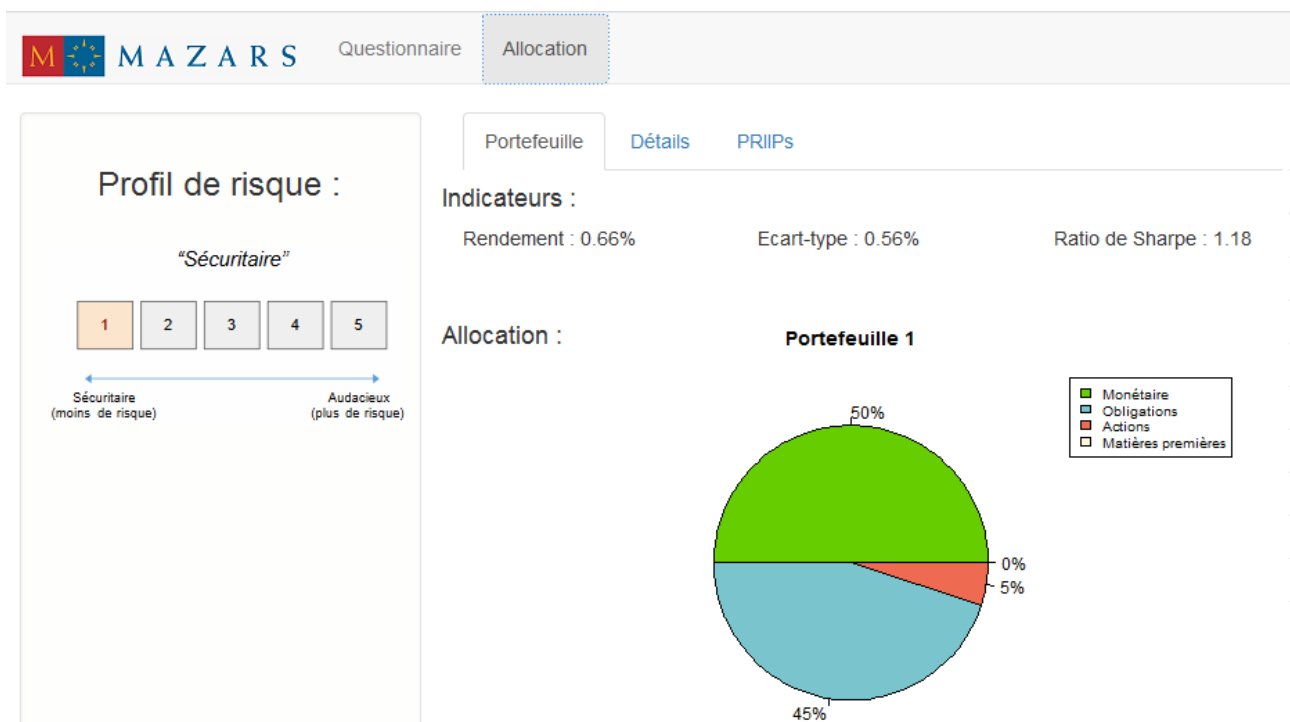


FIGURE 2.19 – Proposition d’un portefeuille sécuritaire sur l’application R Shiny.

2.2.3 Suivi et rééquilibrage

Les *robo-advisors* ne se contentent pas de prodiguer des conseils en gestion de patrimoine. La plupart d’entre eux portent aussi la casquette de gestionnaire, en automatisant le suivi et le rééquilibrage

des portefeuilles de leurs clients. À intervalles de temps réguliers ou à des niveaux de seuil prédéfinis, les robots réalisent des arbitrages pour revenir à l'allocation cible des portefeuilles. S'agissant d'un cas fictif, les passages d'ordres ne sont pas automatisés dans cette application, bien que cela soit réalisable en pratique. Nous nous concentrons sur la mise en évidence du besoin de suivi et de rééquilibrage pour nos cinq portefeuilles construits.

2.2.3.1 Évolution à δ figé

Nous avons établi dans la sous-section précédente des coefficients d'aversion au risque δ pour chaque profil d'investisseur. Cette notion d'aversion au risque étant propre à chaque individu, ces coefficients peuvent être considérés comme constants. Pour étudier l'impact de la fixation des δ , nous analysons les portefeuilles efficients obtenus avec un historique de rendements modifié. Pour cela, nous nous référons à la frontière construite avec un historique réduit présentée en figure 2.14. Les points de tangence entre cette frontière et les courbes d'iso-utilités correspondantes aux δ figés s'éloignent alors de l'allocation cible. En effet, les portefeuilles obtenus, présentés en figure 2.20, sont très différents des portefeuilles de référence précédemment définis¹¹⁰.

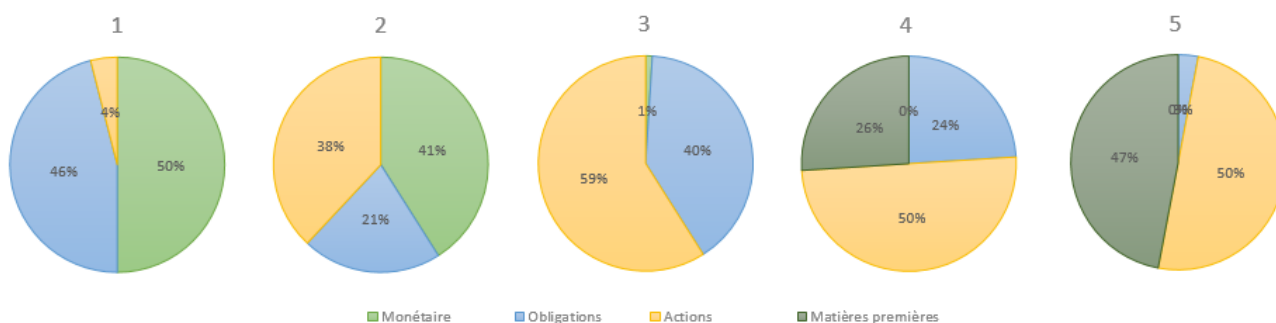


FIGURE 2.20 – 5 portefeuilles avec 1 an d'historique.

On constate que plus le profil de risque augmente, plus les portefeuilles sont éloignés de leur allocation cible. Les matières premières font même leur apparition dans l'allocation, alors que sur l'historique complet celles-ci n'étaient jamais sur la frontière efficiente. Ainsi, la quantité limitée d'ETFs sélectionnés et le faible volume de données rendent la frontière de Markowitz sensible à l'historique : une stratégie visant à considérer des coefficients d'aversion au risque constant n'est pas applicable ici.

2.2.3.2 Évolution des marchés

Plutôt que de chercher à avoir un portefeuille tout le temps efficient pour un même δ , nous choisissons d'avoir des portefeuilles efficients à la date de construction, puis de conserver une répartition proche de l'allocation cible, sans recalculer de frontière par la méthode de Markowitz. Au rythme des marchés financiers, les portefeuilles vont dériver et s'éloigner de leur allocation initiale en terme de proportions. Pour étudier cette évolution, nous effectuons un *backtesting*, afin de mettre en exergue le besoin de rééquilibrage au fil du temps.

Nous considérons que les portefeuilles ont été créés le 1^{er} janvier 2015 et nous regardons leur évolution mensuelle sur 3 ans. En janvier 2015, leur composition à la maille classe d'actifs est la suivante (Figure 2.21) :

110. Voir figure 2.16

	Monétaire	Obligations	Actions
1	50,00%	44,99%	5,01%
2	50,00%	30,00%	20,00%
3	16,30%	45,00%	38,71%
4	0,00%	38,48%	61,52%
5	0,00%	17,62%	82,38%

FIGURE 2.21 – 5 portefeuilles en janvier 2015.

	Monétaire	Obligations	Actions
1	-0,50%	0,63%	-0,14%
2	-0,22%	0,67%	-0,45%
3	-0,08%	0,98%	-0,90%
4	0,00%	0,88%	-0,88%
5	0,00%	0,41%	-0,41%

FIGURE 2.22 – Déviation entre janvier et février 2015.

En février, la composition des portefeuilles est très légèrement modifiée. Les portefeuilles dévient de leur cible, mais de façon limitée car les variations maximales valent 0.98%. En étudiant cette variation mensuelle jusqu'en juillet 2018 pour chaque portefeuille, (figure 2.23), on constate d'ailleurs que les fluctuations d'un mois à l'autre ne dépassent jamais le seuil de 2.14%.

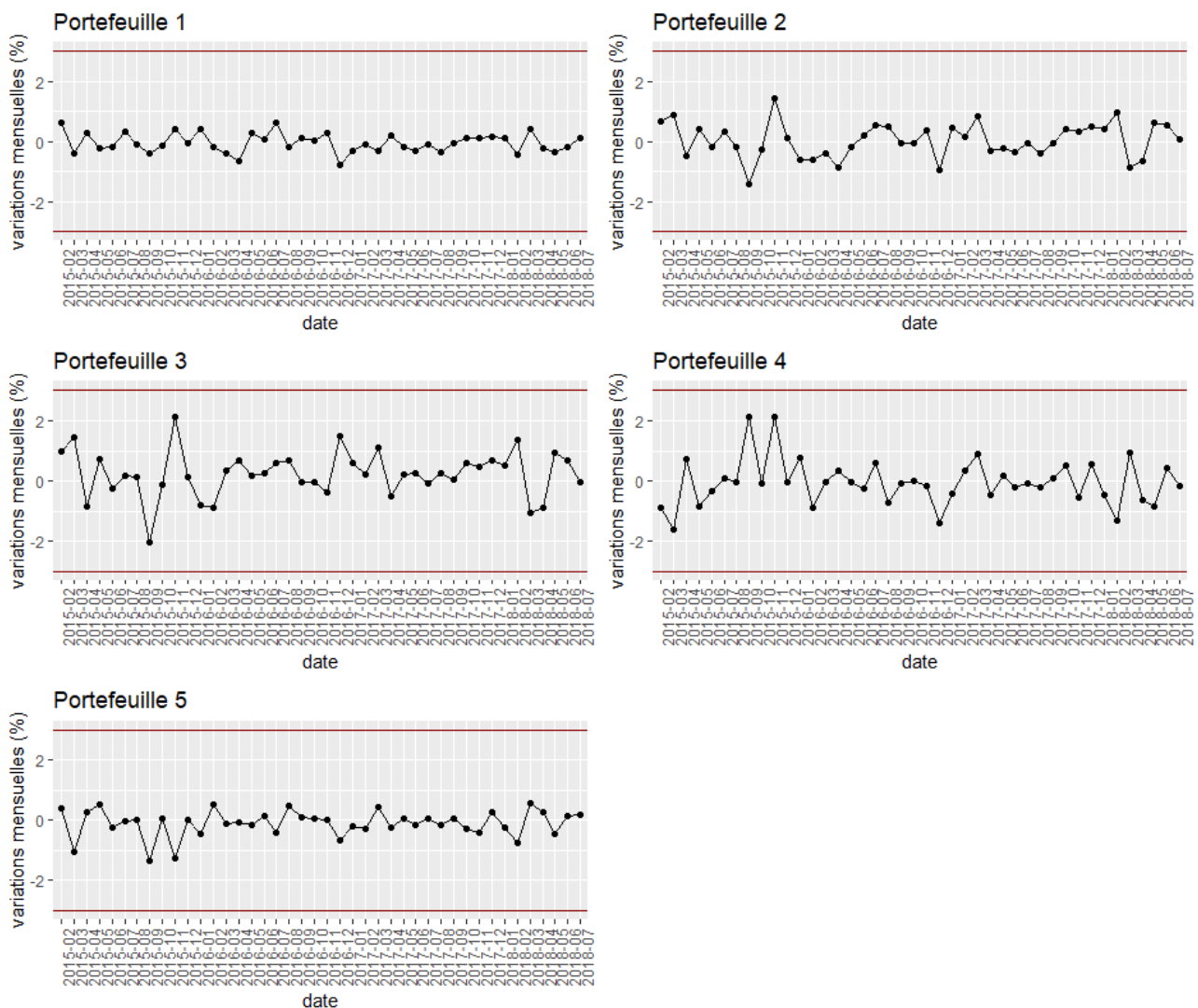


FIGURE 2.23 – Variations mensuelles.

Nous avons vu en partie 1.3.1.5, grâce à l'étude de Kaya (2017) pour la Deutsche Bank, que le seuil de rééquilibrage chez les *robo-advisors* se situe entre 3 et 5%. Ainsi, le rééquilibrage mensuel tel qu'appliqué par Yomoni semble excessif dans notre cas, d'autant plus que les *robo-advisors* ciblent une gestion passive. Afin de déterminer une fréquence périodique de rééquilibrage correspondante à

ces seuils, il convient de se pencher plus en détail sur l'analyse des variations de l'allocation. Depuis la création des portefeuilles en janvier 2015 jusqu'à juillet 2018, les proportions d'actifs se sont écartées de la cible de 7% environ au maximum. Des rééquilibrages auraient donc dû être effectués au cours de cette période. En regardant les écarts tous les 6 mois, on note que les plus grandes variations, s'élevant à 3.59%, ont eu lieu entre août 2017 et février 2018. Ce pourcentage reste néanmoins compris dans la fourchette cible des *robo-advisors*. Si on considère que le seuil de 3% est la limite haute à ne pas franchir, le rééquilibrage doit être au moins trimestriel au vu de nos données. En effet, on observe que trimestriellement, les écarts ne dépassent pas 2.56%, alors que la barre des 3% est dépassée si on compare tous les 4 mois. Dans cette étude, on considère qu'un rééquilibrage semestriel est suffisant pour s'aligner avec la majorité des seuils des *robo-advisors*, mais pour les plus réactifs aux fluctuations, il est nécessaire d'effectuer un rééquilibrage trimestriel pour ne pas dévier de plus de 3%. Le choix entre ces deux options dépendra de la cible choisie par le *robo-advisor* et du coût du passage des ordres. Le besoin de rééquilibrage appuie le choix des ETFs, puisqu'ils s'échangent comme des actions sur les marchés financiers, offrant une plus grande liquidité que des parts de fonds tout en limitant le coût des passages d'ordres.

2.3 Une contrainte réglementaire : PRIIPs

Les portefeuilles pour chaque profil de risque étant construits, nous voulons calculer des indicateurs de risque et de performance conformément au règlement PRIIPs¹¹¹. Pour calculer l'ISR (Indicateur Synthétique de Risque) de chacun des portefeuilles proposés et tracer les scénarios de performance, un outil R est implémenté afin d'automatiser la production de ces indicateurs. En ce qui concerne les frais et coûts, il est impossible de les déterminer dans ce cas illustratif, c'est pourquoi nous ne sommes pas en mesure de produire le DIC (Document d'Informations Clés) pour chacun des portefeuilles. Dans cette étude, les portefeuilles constitués se classifient comme des PRIIPs de catégorie 2, à savoir des produits sans effet de levier ou dont l'effet de levier est un multiple constant du prix du sous-jacent. En se référant au règlement délégué, nous pouvons implémenter la production des indicateurs pour les PRIIPs de catégorie 2. Dans cette partie, les éléments de calcul sont issus de ce règlement délégué¹¹². Le lecteur est invité à se référer à l'annexe A.10 pour avoir le détail des calculs, seuls les résultats sur nos portefeuilles étudiés étant présentés ici.

Indicateur Synthétique de Risque (ISR)

Pour déterminer l'ISR, il faut préalablement calculer la mesure du risque de marché et la mesure du risque de crédit. Ces mesures ont été calculées conformément aux étapes détaillées en annexe A.10.1. Cependant, dans notre étude, la recherche des échelons de crédit pour chacun des ETFs a été omise, en prenant l'échelon par défaut fixé à 3 (les États-Unis satisfaisant les conditions imposées par le §43 de l'annexe II du règlement délégué).

Scénarios de performance

Pour donner une indication au client quant à l'évolution probable de son portefeuille, il convient de tracer les scénarios de performance de ce dernier. La méthode de calcul est énoncée en annexe A.10.2 et est issue du règlement délégué. Les quatre scénarios, à savoir favorable (valeur du PRIIP au 90e centile), intermédiaire (valeur du PRIIP au 50e centile), défavorable (valeur du PRIIP au 10e centile) et un scénario de tension sont automatiquement produits par l'outil R.

Pour les PRIIPs de catégorie 2, et plus particulièrement pour nos 5 portefeuilles, le calcul de

111. Voir 1.2.2.2.

112. RÈGLEMENT DÉLÉGUÉ (UE) 2017/653 DE LA COMMISSION du 8 mars 2017

l'ISR et des scénarios de performance a pu être totalement automatisé et intégré à la liste des tâches d'un *robo-advisors*. Cette réponse aux contraintes réglementaires pourrait encore être approfondie en automatisant la recherche de l'échelon de crédit par un *web scraping* par exemple ou en ajoutant les trois autres catégories de PRIIP. Néanmoins, une inconnue subsiste : la période de détention recommandée doit être définie par l'initiateur du PRIIP. Ainsi, il est difficile de l'automatiser *a priori*, il faudrait construire des critères généraux en fonction des pratiques des institutions financières, en se basant sur leur expertise. Dans notre application, la période de détention recommandée a été fixée de 1 à 5 ans, suivant le profil de risque. En appliquant l'algorithme conçu à un client sécuritaire, les indicateurs PRIIPs pour son portefeuille sont illustrés ci-dessous :



FIGURE 2.24 – Indicateurs PRIIPs pour le portefeuille sécuritaire.

La construction de ce *robo-advisor* a permis de détailler chacune des étapes du processus de conseil et gestion du portefeuille, malgré quelques simplifications. Il permet d'illustrer l'architecture classique la plus répandue parmi les acteurs français, qui consiste à supprimer l'intermédiaire humain en effectuant une segmentation des clients par profil de risque et en leur associant un portefeuille type pré-constitué. Cette approche demeure proche de ce qu'on trouve sur le marché de l'assurance-vie et notamment des PEE (Plan Épargne Entreprise), où il est fréquent d'observer qu'un client reçoit un portefeuille type en fonction de son profil de risque, lui même déterminé à l'aide d'un questionnaire. L'intérêt majeur à ce stade consiste en l'automatisation des tâches et en particulier la gestion déléguée des portefeuilles, qui est accessible massivement.

Chapitre 3

Personnalisation avec les *Case-based Recommender Systems*

Et pourquoi ne pas repenser toute l'architecture des *robo-advisors* ? Si l'on se réfère au conseil en patrimoine individualisé, on constate que l'allocation finale n'est pas déterminée uniquement en affectant les réponses d'un questionnaire à un portefeuille type. Les clients vont avoir un échange privilégié avec leur conseiller, permettant d'augmenter la granularité de leur allocation en fonction de leurs désirs ou leurs besoins. Par exemple, un client pourrait vouloir investir massivement sur les nouvelles technologies en anticipant leur croissance, ou au contraire craindre la chute de celles-ci et les éviter. Ces attentes particulières de chaque individu ne peuvent pas être entièrement prévisibles et intégrées à un questionnaire en ligne. C'est pourquoi pour l'instant, la majorité des *robo-advisors* se contente d'une approche classique permettant de concilier le peu de données recueillies sur leurs clients et une allocation ciblée par profil. Afin de proposer une vraie personnalisation du portefeuille au client, ce chapitre étudie la piste des algorithmes de recommandation et plus précisément la solution que pourraient offrir les algorithmes dits *Case-based Recommender Systems*.

3.1 L'approche *Case-based Recommender Systems*

3.1.1 Choix d'un algorithme de recommandation

Le principe des algorithmes de recommandation est le suivant : « si Alice a des idées similaires à Bob sur un sujet, alors il y a des chances qu'Alice partage son avis sur un autre sujet, plutôt que celui de quelqu'un pris au hasard. »¹¹³. Ce chapitre aspire à appliquer ce principe à l'allocation d'actifs, pour affiner la proposition conseillée par les *robo-advisors*. Nous voulons adopter une approche similaire au e-commerce, telle que les recommandations Netflix. En effet, Netflix possède une large base d'utilisateurs avec leurs caractéristiques et préférences : cette base sera la *case-base*. Pour un utilisateur donné, en fonction de ses caractéristiques et de ses films/séries déjà visualisés, les algorithmes Netflix vont proposer de nouvelles recommandations par la technique du *collaborative filtering*. Il s'agit d'émettre des recommandations basées sur la similarité entre les individus. Un utilisateur va recevoir des propositions adaptées à ses préférences en fonction des individus lui ressemblant et des catégories de films/séries qu'il a appréciées. La technique du *collaborative filtering* ne peut pas s'appliquer directement ici, car nous ne possédons pas à l'avance de préférences quant aux allocations, mais seulement la ressemblance entre les individus.

113. Raphaël Fournier-S'niehotta, Les algorithmes de recommandation, Le Monde (27/12/2016)

Lorsqu'un nouveau problème (i.e. une demande d'allocation) se présente, un moyen de le résoudre pourrait être de récolter l'intégralité des informations utiles et s'en servir pour isoler une solution. Néanmoins, un tel recueil de données est fastidieux et peu implémentable en pratique. Il existe une classe d'algorithmes permettant de contourner ce problème : les *Case-based Recommender Systems* (CBRS). Les CBRS contournent ce recueil d'informations, en recyclant les cas précédemment étudiés pour lesquels une solution existe, constituant la *case-base*. En fait, la méthode CBRS va rechercher dans la *case-base* un problème similaire à celui qu'elle doit résoudre et adapter la solution existante.

Les CBRS pourraient s'appliquer à l'allocation d'actifs pour améliorer le conseil en investissement. À ce sujet, Musto et al. (2015) proposent une méthode CBRS orientée vers les conseillers financiers, pour accélérer le processus de décision. Dans cette étude, la *case-base* est composée de clients et de leur portefeuille, qu'ils ont personnalisé avec un conseiller. Ce dernier peut ensuite proposer un portefeuille rapidement à ses nouveaux clients en partant de la *case-base* et en identifiant les profils similaires, ayant déjà reçu des conseils en matière d'investissement. Cette méthode peut être transcrite aux *robo-advisors*, qui, à partir d'une base de clients conseillés et de leur portefeuille, pourraient automatiquement proposer une allocation adaptée à chaque nouvel individu. Une fois le portefeuille proposé, le client pourra alors le personnaliser, en se basant sur la proposition faite et ses préférences ou anticipations du marché, le tout sans nécessiter de s'appuyer sur un conseiller traditionnel. On sort alors du schéma « classification - portefeuille type ».

3.1.2 L'approche de Musto et al.

La méthode CBRS utilisée s'articule en 5 étapes : *Retrieve*, *Reuse*, *Revise*, *Review* & *Retain* :



FIGURE 3.1 – *Case-based Recommendation Pipeline*.

Analysons plus en détails le déroulement de ces étapes :

- *Retrieve* : identification au sein de la *case-base* des individus similaires au nouveau client, par la méthode de la similarité cosinus¹¹⁴. En effet, les individus sont représentés sous forme de vecteur, on peut donc déterminer leur similarité en calculant le cosinus de l'angle formé par

114. Notons u le nouveau client et c un individu de la *case-base*. Le calcul est alors : $\cos(u, c) = \frac{u \cdot c}{\|u\| \|c\|}$.

leurs vecteurs. Les individus de la *case-base* sont ensuite classés par ordre décroissant de leur similarité cosinus avec le nouveau client.

- *Reuse* : récupération du portefeuille de chacun des k plus proches voisins identifiés à l'étape précédente en les considérant comme des candidats à l'allocation que l'on va conseiller.
- *Revise* : classement des portefeuilles candidats préselectionnés, pour réduire encore le nombre de propositions. Les auteurs de l'étude ont choisi d'utiliser un algorithme glouton pour permettre de retrouver les portefeuilles les plus diversifiés, puis de reclasser les meilleures solutions avec la Financial Confidence Value (FCV). Explicitons ces deux techniques :
- Algorithme Glouton : choisit de façon itérative les portefeuilles présentant le meilleur compromis entre similarité cosinus avec le nouveau client et diversification entre les portefeuilles. Soit C_{reuse} l'ensemble des portefeuilles issus de l'étape *Reuse* et F l'ensemble des solutions diversifiées. On note u le nouveau client et c les individus de la *case-base*. L'individu c est associé à un couple $\langle c_i, p_i \rangle$ où c_i est le vecteur représentatif de l'individu et p_i son portefeuille. À chaque étape, on va alimenter l'ensemble F avec le portefeuille ayant le meilleur *Quality Score* (QS), défini de la façon suivante :

$$QS(u, c, F) = \cos(u, c_i) \times relDiv(p_i, F) .$$

Où :

$$relDiv(p_i, F) = \sum_{j=1}^{|F|} \frac{1 - \cos(p_i, p_j^F)}{|C_{reuse}|} .$$

Avec p_j^F : portefeuille j de l'ensemble F .

Dans cette formule, $\cos(u, c_i)$ représente la similarité entre le nouveau client et l'individu de la *case-base*, et $relDiv(p_i, F)$ la diversité moyenne du portefeuille de cet individu par rapport aux solutions déjà sélectionnées dans l'ensemble F . À la première itération, l'ensemble F est vide et alors $relDiv(p_i, F) = 1$ pour tous les portefeuilles. On retient alors le portefeuille candidat associé à l'individu ayant la plus grande similarité cosinus.

- Financial Confidence Value (FCV) : permet d'évaluer à quel point la répartition des classes d'actifs dans le portefeuille est proche de la répartition optimale, par rapport au rendement historique moyen de chaque classe d'actifs. On considère un ensemble de classe d'actifs A . Pour chaque portefeuille p , on définit l'ensemble P des classes d'actifs de l'ensemble A qu'il possède et son complément $\bar{P}$. La FCV du portefeuille p se calcule alors de la façon suivante :

$$FCV(p) = Y(p)^{\log(\lambda)+1} .$$

Où :

$$Y(p) = \sum_{i=1}^{|P|} q_i \times y_i \quad \text{et} \quad \lambda = \frac{\sum_{i=1}^{|P|} y_i}{\sum_{k=1}^{|\bar{P}|} y_k} .$$

Avec q_i la quantité (pourcentage) de la classe d'actifs i dans le portefeuille p et y_i le rendement moyen de la classe i .

Dans cette formule, $Y(p)$ représente le rendement total obtenu par le portefeuille p et λ agit comme un facteur de déviance qui détermine le ratio entre le rendement moyen des classes d'actifs présentes dans le portefeuille et celui des classes absentes. Si $\lambda \geq 1$, il agit alors comme un facteur boostant la FCV, alors qu'au contraire si $\lambda < 1$ il la réduit. Les solutions de l'ensemble F des portefeuilles candidats diversifiés sont alors classées par ordre de FCV décroissante, pour finalement conserver les f meilleurs portefeuilles.

- *Review* : le nouveau client u choisit un des f portefeuilles, puis discute davantage avec son conseiller pour personnaliser son portefeuille.
- *Retain* : le nouveau client et son portefeuille validé sont ajoutés à la *case-base*.

3.2 Données de l'étude

Dans nos travaux pour ce mémoire, nous avons repris les données réelles de l'étude de Musto et al. (2015). La partie concernant les clients a été détaillée en 2.1.2.2. Nous nous concentrons ici sur la description et l'analyse des données concernant les portefeuilles. Un portefeuille se présente sous la forme d'un pourcentage de 20 classes d'actifs (numérotées de 1 à 20), elles-mêmes réparties en 5 catégories : liquidités, obligations, actions, autres et non classifiées.

Dans l'étape *Retrieve*, le rendement est nécessaire pour classer les portefeuilles. Cependant, les catégories d'actifs indiquées restant très vagues, il est difficile d'obtenir le rendement exact pour chacune d'elles. Nous choisissons donc d'utiliser une rentabilité moyenne annualisée sur 3 ans en fonction des catégories Morningstar¹¹⁵ correspondante aux classes d'actifs évoquées par Musto et al. (2015) (ou, en l'absence de catégorie correspondante, de fonds évalués par Morningstar). Nous relevons également la volatilité sur 3 ans pour chacune des classes d'actifs, afin de pouvoir étudier les portefeuilles dans le plan rendement-risque.

Catégorie	Classe d'actifs	Catégorie/fonds Morningstar	Rendement (%)	Volatilité (%)
Liquidity	Liquidity Euro Area	Monétaires EUR Court Terme	-0,29	0,06
Liquidity	Liquidity Euro Area	Monétaires EUR	-0,2	0,12
Bond	Euro Gov bt Bond	Obligations EUR Emprunts d'Etat Court Terme	-0,24	0,88
Bond	Euro Gov blt Bond	Obligations EUR Emprunts d'Etat	0,99	3,56
Bond	Euro Corporate Bond	Obligations Europe	1,3	3,3
Bond	High Yield Bond	Obligations EUR Haut rendement	4,06	4,37
Bond	Globand Bond	Obligations Internationales	-0,06	5,31
Bond	Emerging Bond	Obligations Marchés Emergents	2,29	7,63
Stock	Europe Equity	Actions Europe Flex Cap	4,34	12,34
Stock	North America Equity	Actions Etats-Unis Flex Cap	8,26	14,19
Stock	Asia Pacific Equity	Actions Asie-Pacifique avec Japon	5,61	13,15
Stock	Emerging Equity	Actions Marchés Emergents	4,5	13,53
Stock	Global Equity	Actions Internationales Flex-Cap	5,71	12,61
Other	Commodities	Matières Premières - Divers	-3,88	12,41
Other	Synthetic Guaranteed	Obligations EUR Diversifiées Court Terme	0,01	1,11
Other	Synthetic Not Guaranteed	Lyxor MSCI Europe UCITS ETF Dist	2,37	12,42
Other	Flexible Low Volatility	Afer Patrimoine	-0,39	3,37
Other	Flexible High Volatility	Aviva Multigestion	4,07	10,98
Other	HF/Absolute Return	Standard Life Investment Global SICAV - Global Absolute Return Strategies Fund A Acc EUR	-3,05	4,04
Not Classified	Not Classified	Allocation EUR Prudente	1,07	3,91

FIGURE 3.2 – Tableau des catégories Morningstar.

3.2.1 Allocation moyenne

Pour analyser notre base de portefeuilles et à des fins de visualisation, nous choisissons de les agréger à la maille catégorie d'actifs au lieu de classes d'actifs. Nous passons donc d'une représentation avec 20 variables à une représentation avec 5 variables, celles-ci étant *Liquidity*, *Bond*, *Stock*, *Other* & *Not Classified*. Tout d'abord, nous nous intéressons au portefeuille moyen (i.e. composé de la proportion moyenne de chaque catégorie) de la base en figure 3.3. On constate alors que les obligations constituent presque la moitié des titres du portefeuille. Ce portefeuille moyen semble donc sécuritaire puisqu'il est investi à hauteur de 76% en actifs peu risqués (obligations et monétaire). Enfin, une part non négligeable d'actions et d'autres actifs viennent diversifier le portefeuille. Ce portefeuille semble très prudent comparé au client moyen de la base, qui était un homme avec un profil équilibré et de bonnes

115. Category overview, Morningstar

connaissances financières accompagnées d'un long horizon d'investissement. On aurait pu s'attendre à une plus grande part d'actions dans la composition. On retrouve cette répartition des différentes catégories d'actifs en traçant la boîte à moustaches présentée en figure 3.4.

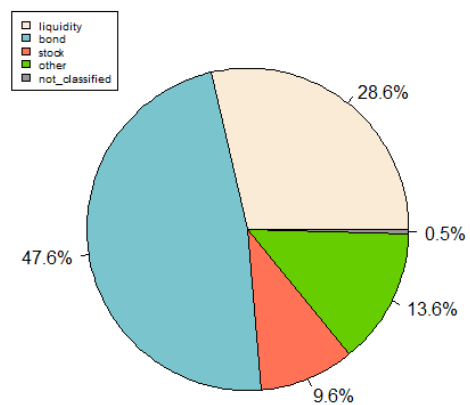


FIGURE 3.3 – Portefeuille moyen.

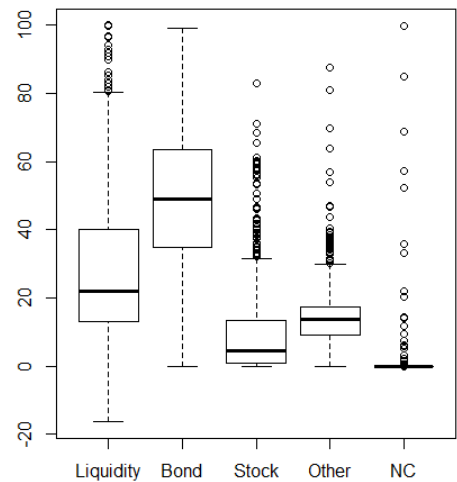


FIGURE 3.4 – Proportions des catégories d'actifs.

3.2.2 Allocation selon les variables explicatives

3.2.2.1 Âge

Nous étudions ensuite la composition du portefeuille selon certaines variables caractéristiques du client, à savoir l'âge, le sexe, le niveau de conseil et le profil de risque. En ce qui concerne l'âge tout d'abord, nous scindons la population d'étude en 4 tranches d'âges, mais les résultats ne sont pas concluants à la maille catégorie. En effet, malgré une légère hausse du pourcentage d'obligations avec l'âge, les portefeuilles restent assez stables dans leur composition. Nous approfondissons quand même l'étude à une granularité plus fine, en observant la répartition selon les 20 classes d'actifs. Pour la plupart d'entre elles, il n'y a pas de lien avec l'âge. Néanmoins, nous constatons un impact de l'âge sur les investissements sûrs que sont les obligations d'Etats et les investissements très risqués que sont les actions émergentes, comme présenté en figure 3.5. Logiquement, plus les clients vieillissent plus ils se tournent vers des investissements peu risqués en délaissant les actifs très risqués. Cela est donc cohérent avec notre étude précédente du profil de risque en fonction de l'âge.

	18-39 ans	40-59 ans	60-79 ans	>80 ans
<i>Emerging Equity</i>	3.2	2.6	1.6	1.1
<i>Euro Gov bt Bond</i>	16.9	18.7	21	22.8
<i>Euro Gov blt Bond</i>	12	14.2	15.4	16.1

FIGURE 3.5 – Répartition des classes d'actifs en fonction de la tranche d'âge.

3.2.2.2 Sexe

En ce qui concerne le sexe du client, on retrouve les résultats attendus : l'allocation d'une femme est légèrement plus prudente que celle d'un homme, comme nous pouvons le voir sur le graphique

ci-dessous, où la part d'actions chez les hommes augmente au détriment des obligations. Cependant, cet écart est très léger et peut potentiellement être expliqué par d'autres facteurs (les femmes sont légèrement plus âgées que les hommes dans la base). L'impact du sexe semble donc limité sur la construction des portefeuilles.

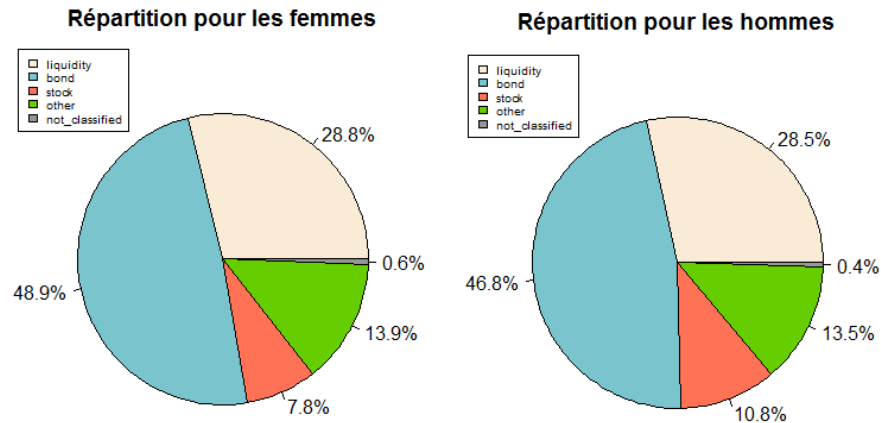


FIGURE 3.6 – Répartition en fonction du sexe.

3.2.2.3 Profil de risque

Nous notons ensuite un vrai impact du profil de risque dans la composition du portefeuille. Nous représentons l'allocation moyenne pour chacun des profils de risque, en remarquant que le profil 1 n'était pas présent dans la base (pour rappel, une seule cliente avait un profil 1 dans l'étude précédente, mais il s'avère qu'elle n'a finalement pas constitué de portefeuille). Les répartitions sont données en figure 3.7.

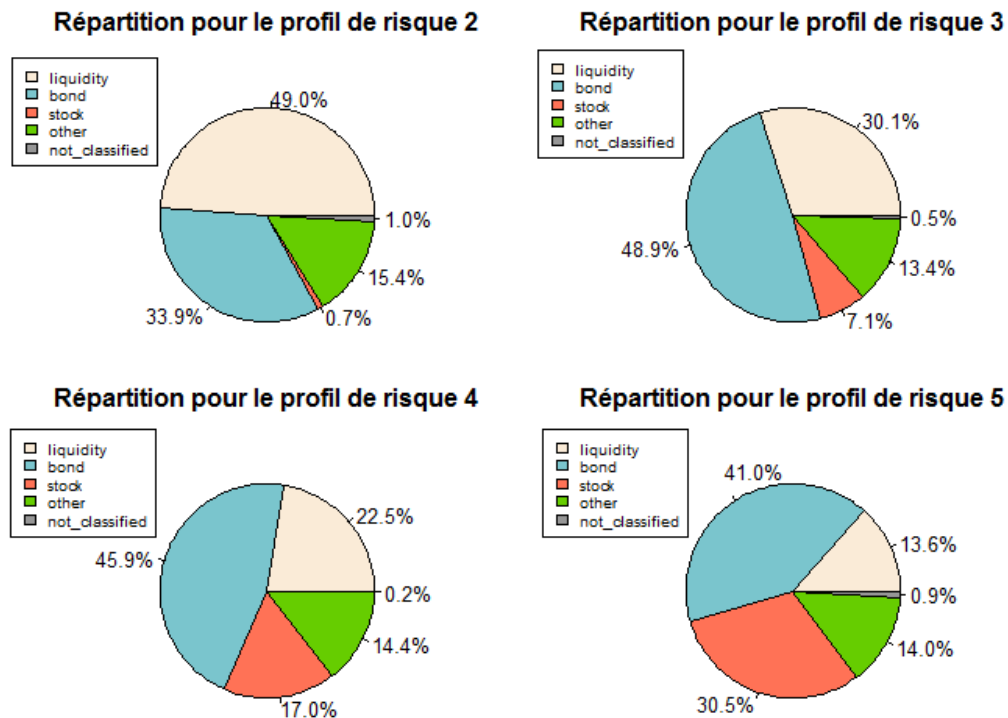


FIGURE 3.7 – Répartition en fonction du profil de risque.

On constate alors une très nette augmentation de la quantité d’actions lorsque le profil devient de plus en plus offensif, au détriment du monétaire, catégorie d’actifs peu risquée. Une remarque que l’on pourrait faire est que même avec un profil de risque très offensif, le portefeuille est majoritairement obligataire avec une part d’actions seulement de 30%. Cela semble encore trop prudent pour un tel profil. Une étude à une granularité plus fine permet de nuancer cet *a priori* sur la prudence :

	2	3	4	5
<i>Euro Gov bt Bond</i>	18.8	21.5	17.4	13.4
<i>Euro Gov blt Bond</i>	10.4	15.3	15.4	10.7
<i>Euro Corporate Bond</i>	2.4	3.3	3.4	4.4
<i>High Yield Bond</i>	0	1.5	1.3	3
<i>Globand Bond</i>	1	3.1	3.7	3.7
<i>Emerging Bond</i>	1.2	4.3	4.7	5.8
<i>Flexible Low Volatility</i>	14.7	11.1	11.2	9.2
<i>Flexible High Volatility</i>	0	0.3	0.7	1.1

FIGURE 3.8 – Répartition par classes en fonction du profil de risque.

On constate que sur la tranche obligataire les profils de risque offensifs investissent plus sur les obligations risquées, telles que les *high yield* ou émergentes, au détriment des obligations d’État. De même, au sein de la tranche *Other*, les profils offensifs abandonnent les produits à faible volatilité pour s’orienter vers des produits à forte volatilité, donc plus risqués.

3.2.2.4 Niveau de conseil

En ce qui concerne la variable *advice.type*, son influence sur le portefeuille n’est pas claire, comme en témoigne la figure 3.9. Elle semble *a priori* être liée au canal de distribution (par exemple, conseil téléphonique ou entrevue individuelle) et n’est donc pas pertinente pour l’étude.

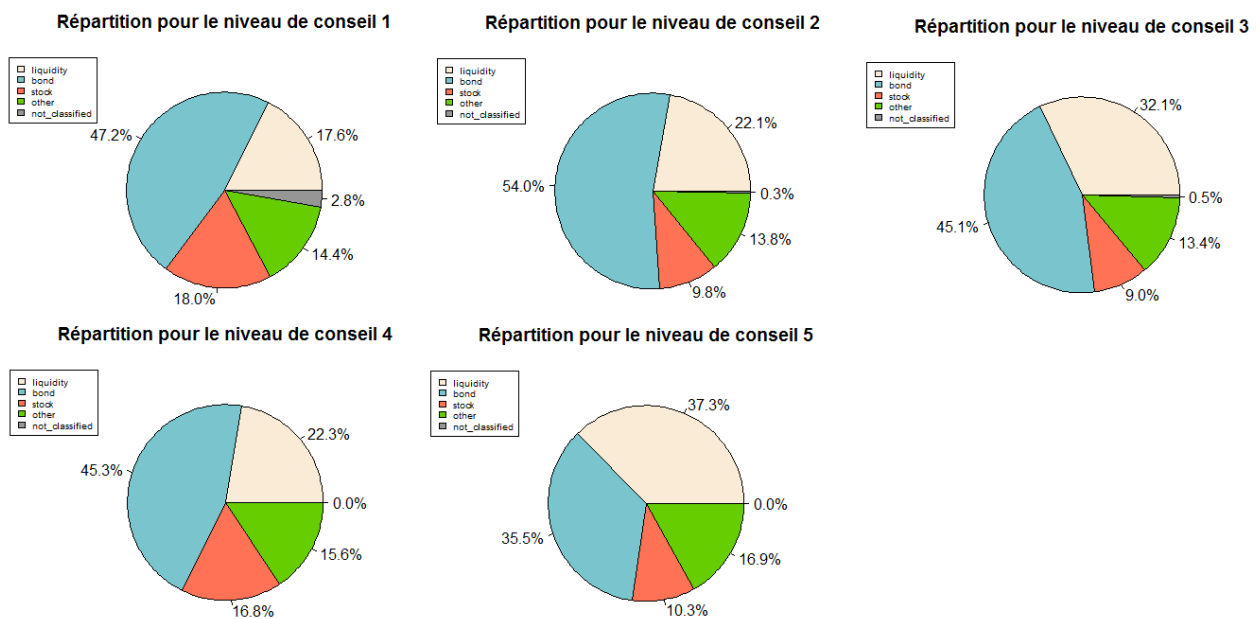


FIGURE 3.9 – Répartition par classes en fonction du niveau de conseil.

3.2.3 Étude dans le plan rendement-risque

La variable *risk_profile* étant la plus impactante sur l'allocation d'actifs d'après l'étude précédente, nous nous intéressons désormais à la répartition des portefeuilles de la base dans le plan rendement-risque en fonction du profil de risque. Le rendement et le risque (caractérisé par la volatilité) ont été calculés à partir des données de Morningstar présentées en figure 3.2.



FIGURE 3.10 – Répartition des portefeuilles dans le plan rendement-risque.

Plus le profil de risque s'élève, plus les portefeuilles se situent au nord-est du repère, ce qui signifie qu'ils sont plus risqués et ont une meilleure espérance de rendement. On constate également qu'il ne se dégage pas cinq *clusters* distincts. En effet, il y a une forte dispersion des portefeuilles au sein d'un même profil de risque. Contrairement à l'architecture classique, la méthode CBRS utilisée met en évidence une plus grande diversité de portefeuilles pour un même profil de risque, avec une granularité plus fine dans le choix des actifs.

3.3 Implémentation et résultats

3.3.1 Choix de conception

Ayant analysé les données à notre disposition, il semble que le sexe et le niveau de conseil ne sont pas déterminants dans le choix de l'allocation. Nous décidons donc de supprimer ces variables de l'étude, réduisant la caractérisation d'un individu à un jeu de 6 variables. En s'inspirant de Musto et al. (2015), un outil avec le langage R a été développé pour reproduire une méthode CBRS. Une application R Shiny a ensuite été créée pour faciliter l'utilisation de l'outil. Cette interface a été pensée

de façon à être utilisable par un conseiller, en le laissant choisir son paramétrage, puis par un client recevant une proposition d'allocation qu'il pourra ensuite personnaliser.

Le questionnaire établi dans le chapitre 2 doit être adapté pour avoir une évaluation des critères de 1 à 5 et créer le vecteur représentant le client. Pour ce qui est des actifs financiers possédés par le client (i.e. son patrimoine) nous avons constitué 5 tranches à partir des données de l'INSEE sur le patrimoine des Français ¹¹⁶ :

1	2	3	4	5
Moins de 4 300€	Entre 4 300€ et 34 100€	Entre 34 100€ et 278 000€	Entre 278 000€ et 595 700€	Plus de 595 700€

Ces seuils correspondent respectivement au quantile à 10%, au quantile à 30%, au quantile à 70% et au quantile à 90% de la population française en 2015. Cette segmentation semble cohérente avec la répartition des clients dans la *case-base*, où les tranches 3 et 4 sont de loin les plus représentées.

Pour satisfaire notre objectif d'implémentation sur des *robo-advisors*, l'étape *Review* est automatisée pour permettre à l'utilisateur de modifier lui-même les proportions de chaque classe d'actifs de son portefeuille. Le parcours client est alors le suivant :

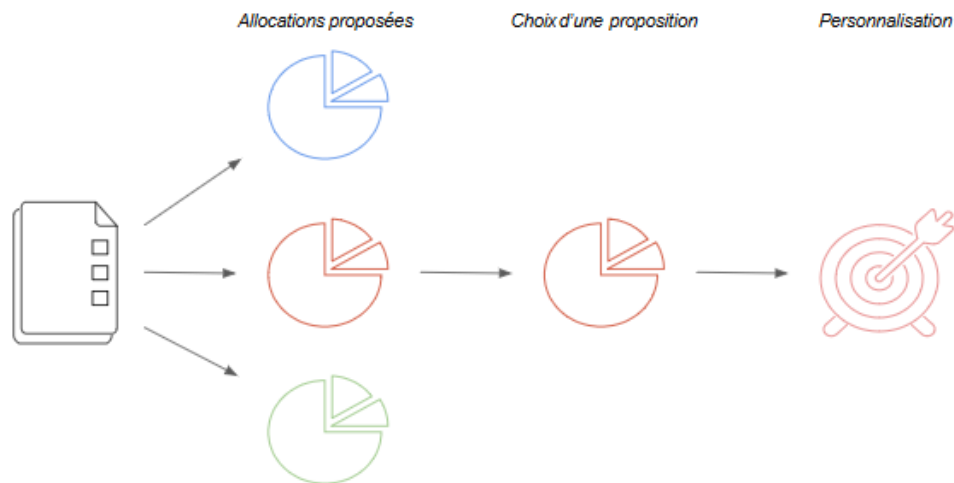


FIGURE 3.11 – Schéma du parcours client avec la méthode CBRS implémentée.

Cette étape se fait sans la présence d'un conseiller financier pour l'orienter dans ses choix, mais uniquement à partir de ses préférences et ses anticipations du marché. Libre à lui donc, de conserver une allocation proche de celle attribuée ou de complètement modifier son portefeuille. Nous pouvons alors considérer que l'on perd la dimension « conseil » puisque l'individu peut entièrement modifier son allocation sans la présence d'un conseiller. Nous décidons donc de supprimer l'étape *Retain*, pour ne pas biaiser la *case-base* en ajoutant des utilisateurs n'ayant pas reçu de conseil par un professionnel.

116. INSEE 2015

3.3.2 Construction d'un algorithme CBRS

L'analyse théorique des propositions de Musto et al. (2015)¹¹⁷ et la duplication de celles-ci sous forme d'un outil R mettent en évidence quelques faiblesses à améliorer dans l'optique d'une application aux *robo-advisors*. Nous entreprenons alors la construction d'un algorithme propre à ce mémoire, présentant quelques adaptations.

3.3.2.1 Choix des voisins

Tout d'abord, la similarité cosinus utilisée pour identifier les voisins du nouveau client présente l'inconvénient majeur qu'il s'agit d'une mesure d'angle. Ainsi, une translation du vecteur du nouveau client constituera un proche voisin, alors qu'ils sont fondamentalement différents dans leurs caractéristiques. Par exemple, pour un nouvel utilisateur défini par le vecteur $u=(1, 1, 1, 1, 1, 18)$, la similarité cosinus appliquée à notre *case-base* considère comme plus proche voisin le client : $c=(4, 4, 4, 4, 4, 73)$. On constate immédiatement que les deux individus sont très différents, le premier étant beaucoup plus prudent. Si on exécutait la méthode jusqu'au bout, le nouvel utilisateur se verrait attribuer une allocation inadaptée à son profil de risque. Pour remédier à cela, nous avons choisi d'utiliser une **distance euclidienne** pour repérer les plus proches voisins, en prenant le soin de transformer toutes les variables pour qu'elles se situent dans l'ensemble $[0, 1]$ et ainsi éviter d'accorder un poids différent à chacune d'elles. Finalement, nous cherchons la distance euclidienne minimale entre le nouveau client et ceux de la base, soit :

$$\min_c \sqrt{\sum_{i=1}^8 (u_i - c_i)^2} .$$

avec c un client de la *case-base*. Pour un même client u , le voisin proposé est : $c=(2, 2, 2, 3, 2, 52)$. Ce client a un profil plus prudent que celui proposé par la similarité cosinus et correspond donc mieux à u . Il s'avère que le profil associé est encore assez différent, mais ceci est dû au manque de représentativité de certains profils dans la base de données recueillie, comme évoqué en 2.1.2.2.

3.3.2.2 Choix des portefeuilles (diversité)

Lorsqu'on a recours à un *Recommender System*, il convient de proposer des solutions diversifiées aux utilisateurs pour apporter de l'originalité et du choix dans les propositions¹¹⁸. Dès lors, l'étape de recherche de diversité entre les propositions est essentielle. Il faut néanmoins trouver un compromis entre la recherche de solutions diversifiées et le nombre de propositions faites : plus il y a de propositions, plus il y a de choix, mais un client ne voudra pas avoir trop de choix. Ainsi, pour notre étude, nous avons fixé le nombre de propositions à 2 portefeuilles issus de la *case-base*, avec en plus un portefeuille modèle (portefeuille conseillé initialement au plus proche voisin de la *case-base*, avant personnalisation). Ce choix est un choix d'interfaçage pour faciliter l'interprétation des clients, mais en pratique il s'agit d'une décision qui devrait être débattue avec les organes *marketing* de l'entreprise.

Nous voulons analyser plusieurs méthodes pour classer les portefeuilles candidats en fonction de leur diversité :

- similarité cosinus : il s'agit de la méthode retenue dans l'étude de Musto et al. (2015).
- distance euclidienne : nous reprenons le même calcul que dans la méthode précédente, en changeant la mesure de dissimilarité par la distance euclidienne.

117. Voir 3.1.2

118. Candillier et al. (2011)

- *k-means* : il s'agit de la méthode classique de *clustering* des *k-means*, appliquée sur les 20 variables équi-pondérées (i.e. les 20 classes d'actifs) constituant le portefeuilles ¹¹⁹.
- classification ascendante hiérarchique : il s'agit de la CAH avec l'algorithme de Ward.
- DBSCAN (*density-based spatial clustering of applications with noise*) : cet algorithme réalise des *clusters* en se basant sur la densité estimée au sein d'un *cluster*. Plus de détails sur son fonctionnement sont donnés en annexe A.11.

Au terme d'une étude sur différents profils, aucune de ces méthodes ne prévaut dans tous les cas. Par exemple, pour un individu de profil 4, nous obtenons les propositions suivantes :

	<i>k-means</i>		Similarité cosinus		Distance euclidienne		CAH		DBSCAN	
	1	2	1	2	1	2	1	2	1	2
Obligations	 25,5%	 42,4%	 25,5%	 43,0%	 26,7%	 22,8%	 41,1%	 25,5%	 41,1%	 61,9%
Actions	 60,3%	 24,9%	 60,3%	 48,9%	 50,8%	 43,5%	 25,6%	 60,3%	 25,6%	 0,0%
Monétaire	 5,6%	 14,2%	 5,6%	 8,1%	 13,7%	 20,2%	 33,4%	 5,6%	 33,4%	 10,5%
Autres	 8,6%	 18,4%	 8,6%	 0,0%	 8,8%	 13,5%	 0,0%	 8,6%	 0,0%	 27,5%
Non classifié	 0,0%	 0,0%	 0,0%	 0,0%	 0,0%	 0,0%	 0,0%	 0,0%	 0,0%	 0,1%

FIGURE 3.12 – Propositions pour un profil 4 selon la méthode.

On constate que seules les *k-means*, la CAH et l'algorithme DBSCAN proposent une bonne diversification entre les deux propositions. Néanmoins, DBSCAN propose deux allocations contenant peu ou pas d'actions, ce qui semble incohérent avec un individu de profil 4 (dynamique). Nous choisissons finalement de retenir l'approche des *k-means*, pour sa bonne segmentation mathématique des individus et son fonctionnement accessible. De plus, sur l'ensemble des cas testés, les propositions sont effectivement variées avec cette méthode. En pratique, il conviendrait de choisir l'algorithme en fonction des objectifs métier, selon que l'on souhaite prioriser la recherche de diversité ou la proximité de l'allocation cible.

Telle qu'appliquée cette méthode considère implicitement que tous les actifs ont le même poids dans la diversité entre les portefeuilles, alors que nous savons qu'il existe des corrélations entre les rendements de certaines classes d'actifs. Afin de bien comprendre et d'expliquer la segmentation effectuée, nous voulons étudier la diversité entre les portefeuilles dans le classique plan rendement-risque, où le risque est représenté par la volatilité. Pour cela, trois approches sont testées :

APPROCHE 1 : CLUSTERING DE L'ENSEMBLE DES PORTEFEUILLES

Cette première approche a pour objectif d'offrir une meilleure compréhension des *clusters*, en séparant tous les portefeuilles de la base sur le plan rendement-risque. Cela permettrait de contrôler en amont la composition des groupes et de les valider ou les modifier avant de lancer la méthode CBRS. Ainsi, cette technique pourrait permettre de définir la provenance des portefeuilles proposés.

L'entière base de portefeuille est classée en fonction du couple de variables rendement-risque par la méthode des *k-means*. Pour fixer le nombre de *clusters*, nous appliquons la « règle du coude ». En fait, il s'agit de tracer le ratio entre la somme des carrés au sein des *clusters* sur la somme des carrés totale en fonction du nombre de *clusters*. Il faut ensuite relever le point au niveau du coude de la courbe, qui fixe le nombre maximal de *clusters* : passé ce point, tout nouveau *cluster* n'apportera pas de diminution du ratio significative. Par cette étude, le nombre de *clusters* est fixé à 3, correspondant au coude sur la courbe en figure 3.13 :

¹¹⁹. Voir 3.2

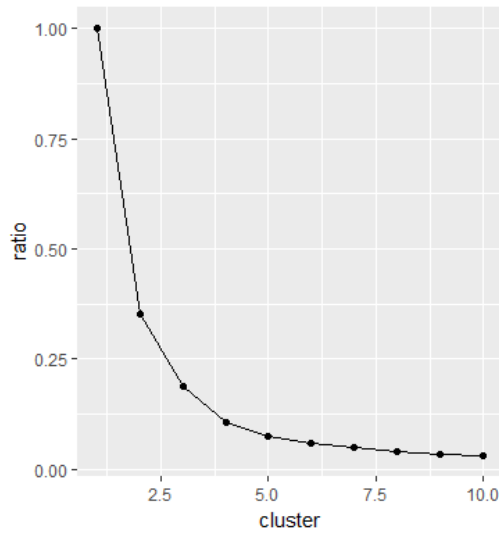


FIGURE 3.13 – Choix du nombre de *clusters* par la règle du coude.



FIGURE 3.14 – *Clusters* sur l'ensemble des portefeuilles.

Une fois ces *clusters* effectués, l'étape de diversification consiste à choisir, parmi les candidats, le portefeuille ayant le mieux performé dans les deux plus gros *clusters* (en terme d'individus). Dans le cas où tout les candidats appartiennent au même *cluster*, il faut ajouter une nouvelle étape pour les différencier. Appartenir au même groupe signifie être proche selon le critère rendement-risque, mais deux portefeuilles peuvent être composés différemment et avoir des rendements et volatilités proches. Ainsi, dans le cas d'un unique *cluster* parmi les candidats, on applique la méthode des *k-means* sur les 20 classes d'actifs constituant les portefeuilles afin d'isoler deux groupes, dont on récupère pour chacun le portefeuille ayant le mieux performé. Pour un client défini par le vecteur $c=(3, 3, 4, 4, 3, 65)$ qui correspond au client moyen de la base, les portefeuilles candidats se présentent sous la forme :

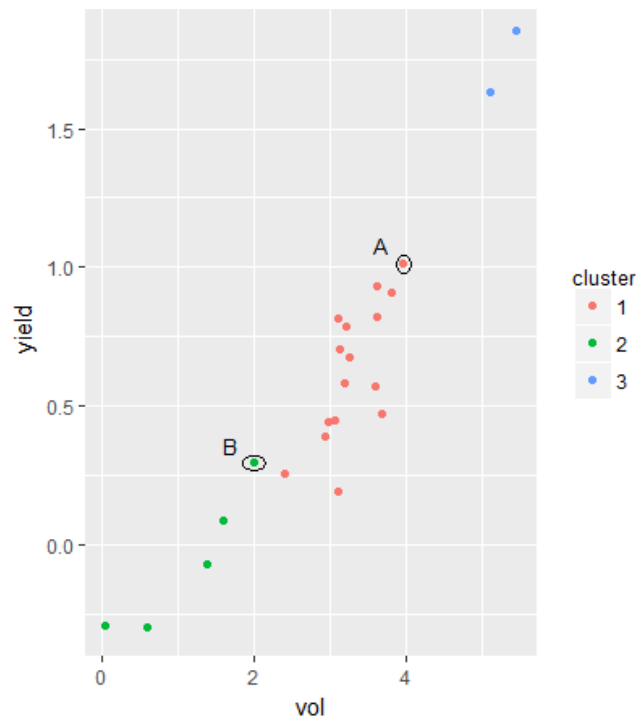


FIGURE 3.15 – Portefeuilles candidats : approche *a priori*.

Les deux allocations proposées par cette méthode sont alors les portefeuilles A et B. Bien qu'avantageuse car offrant une segmentation en amont de la méthode, cette approche comporte quelques limites. En effet, le fait d'imposer deux *clusters* différents pour un même individu pourrait être assimilé dans certains cas à la recherche de cas atypiques. Dès lors, répondre à la problématique de diversité par une proposition atypique peut être remis en cause, puisqu'on s'écarte de l'allocation type correspondant au profil de risque du client.

APPROCHE 2 : CLUSTERING DES CANDIDATS

Cette deuxième approche vise à chercher, au sein des individus proches du nouveau client, des portefeuilles diversifiés. L'intérêt est de conserver la proximité avec les clients au moment du *clustering*, contrairement à l'approche précédente où l'on recherche des candidats de deux groupes constitués en amont. Après avoir sélectionné les portefeuilles candidats pour le nouveau client, ils sont classés par groupes par la méthode des *k-means* sur les variables rendement et volatilité. Les propositions sont alors le portefeuille le plus performant de chaque *cluster*. En reprenant l'exemple du client $c=(3, 3, 4, 4, 3, 65)$, on obtient les *clusters* suivants :

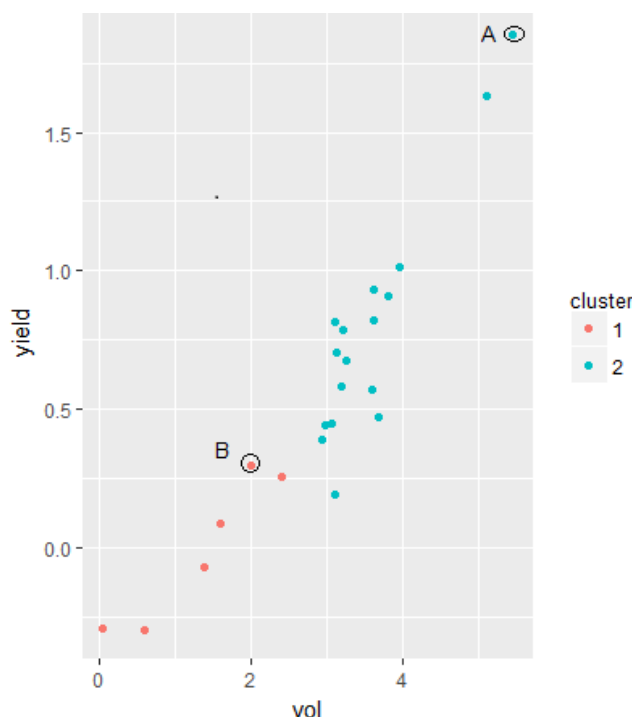


FIGURE 3.16 – Portefeuilles candidats : approche *a posteriori*.

Les deux allocations proposées par cette méthode sont alors les portefeuilles A et B. On remarque que la proposition B est la même avec les deux méthodes, mais pas la A, qui permet ici d'aller rechercher un portefeuille avec plus de rendement. Cette méthode permet de rechercher de la diversité mathématique dans un espace plus restreint, celui des candidats. Les solutions sont empiriquement plus variées. Néanmoins, elle comporte le risque d'aller chercher des portefeuilles très atypiques : si un proche voisin a créé une allocation très différente de son profil de risque, elle pourra se retrouver dans un *cluster* tandis que tous les autres voisins seront dans le même groupe malgré leurs différences. Une fois encore, on retrouve le problème des clients atypiques qui viendraient perturber la recherche de portefeuilles diversifiés.

APPROCHE 3 : CLUSTERING DES CANDIDATS AVEC DBSCAN

Pour palier au problème des cas extrêmes, nous voulons tester une méthode permettant de ne considérer que des *clusters* denses : si il y a une densité et un nombre de points suffisants, on peut considérer qu'il s'agit d'un groupement d'individus parmi les candidats. On peut alors sélectionner une proposition dans ces groupements. Nous classons donc les k portefeuilles candidats en groupe avec la méthode DBSCAN¹²⁰ appliquée aux variables rendement et volatilité. Grâce à cette méthode, les *clusters* vont être construits en se basant sur la densité estimée. On applique l'algorithme DBSCAN aux candidats, après avoir fixé un seuil ϵ et un nombre de points minimum par *cluster*. Ensuite, les propositions d'allocation vont dépendre du nombre de *clusters* :

- Aucun *cluster* : si les points sont trop éloignés les uns des autres dans le plan rendement-risque, aucun *cluster* ne sera constitué. Dans ce cas, nous appliquons la première méthode, à savoir le *clustering* en amont sur l'ensemble des portefeuilles.
- 1 *cluster* : si un unique *cluster* est constitué, cela signifie que tous les points sont proches en terme de rendement et de risque. Pour les différencier, on applique alors la méthode des *k-means* mais cette fois-ci sur les 20 classes d'actifs composant le portefeuille.
- 2 *clusters* : les propositions sont les portefeuilles ayant le mieux performé dans chaque groupe
- Plus de 2 *clusters* : dans ce cas, seuls les deux plus gros *clusters* en terme d'individus sont conservés et les propositions sont les portefeuilles avec le meilleur rendement de ces deux *clusters*, comme précédemment.

À titre d'illustration, les *clusters* obtenus pour le client $c=(3, 3, 4, 4, 3, 65)$ sont présentés en figure 3.17. Les points rouges (*cluster* 0) correspondent aux points n'appartenant à aucun groupe (i.e. les atypiques) qui sont alors retirés de l'univers des choix. Les deux propositions sont les portefeuilles A et B. Pour cette application, nous avons fixé le nombre de points minimums par *cluster* à 2 et le coefficient ϵ à 0,5.



FIGURE 3.17 – Portefeuilles candidats, $\epsilon = 0,5$.



FIGURE 3.18 – Portefeuilles candidats, $\epsilon = 0,2$.

120. Voir Annexe A.11

Ce choix de ϵ est la contrainte opérationnelle clé de la méthode. En effet, il détermine la distance entre les points d'un *cluster* et fixe le seuil pour considérer un portefeuille comme atypique. En modifiant ce seuil, par exemple en le fixant à 0,2, on observe en figure 3.18 que les *clusters* sont complètement modifiés et les propositions changent. Diminuer ϵ entraîne une recherche de groupements de points plus proches, et diminue ainsi la taille des *clusters*. Dans notre cas, le fixer à 0,5 permet d'obtenir d'assez bons regroupement sur l'ensemble des clients testés. Néanmoins, une *case-base* plus complète permettrait d'affiner la sélection du seuil. Cette méthode présente alors l'avantage de considérer uniquement les portefeuilles formant un groupement dense pour omettre les cas atypiques, en contrepartie du choix d'un seuil ϵ . Cependant, cette approche peut limiter la recherche des portefeuilles ayant obtenus le meilleur rendement, puisque ceux-ci sont souvent atypiques (issus d'une prise de risque récompensée). De plus, l'algorithme DBSCAN présente l'inconvénient de ne pas pouvoir gérer les *clusters* de densités différentes.

Pour la suite, nous choisissons de retenir la seconde approche. Ce choix se base sur sa bonne diversité mathématique en isolant deux groupes au sein des candidats et la conservation de la proximité entre les individus. Cette étude a pu mettre en évidence l'un des enjeux de cet algorithme CBRS, qui réside dans le paramétrage et le choix des méthodes, qui vont grandement influencer sur la proposition faite au client.

3.3.2.3 Classement des portefeuilles

Un autre point d'interrogation est le calcul de la Financial Confidence Value (FCV) ¹²¹, introduite par Musto et al. (2015) pour classer les portefeuilles candidats. Pour rappel, la FCV du portefeuille p se calcule de la façon suivante :

$$FCV(p) = Y(p)^{\log(\lambda)+1} .$$

Où :

$$Y(p) = \sum_{i=1}^{|P|} q_i \times y_i \quad \text{et} \quad \lambda = \frac{\sum_{i=1}^{|P|} y_i}{\sum_{k=1}^{|\bar{P}|} y_k} .$$

Dans l'étude de Musto et al. (2015), le paramètre λ est censé booster la valeur de Y si les classes d'actifs constituant le portefeuille ont obtenu de meilleurs rendements que celles non présentes dans le portefeuille et, dans le cas contraire, restreindre la valeur du rendement. Cependant, on constate quelques incohérences dues à ce facteur λ pour certains cas particuliers. Supposons que le rendement moyen Y est inférieur à 1. Supposons également que λ est inférieur à 1, ce qui sera souvent le cas pour un portefeuille peu performant (λ est le rapport des rendements des actifs en portefeuille contre les actifs non présents). Dans ce cas, $\log(\lambda) + 1$ pourra être négatif, on élève alors un nombre entre 0 et 1 à une puissance négative : on obtient donc une forte valeur de FCV. De ce fait, classer les portefeuilles par ordre décroissant de FCV introduit la possibilité qu'un portefeuille très peu rentable soit préféré. L'approche plus simpliste consistant en un classement à partir des rendements ($Y(p)$) paraît alors préférable pour les besoins de notre étude.

Bien que certains ajustements soient proposés par Musto et al. (2015), qui introduisent la notion de FCV, nous utilisons pour la suite un *ranking* basé uniquement sur les rendements des portefeuilles.

La méthode implémentée peut être résumée par le schéma suivant :

121. Voir 3.1.2.

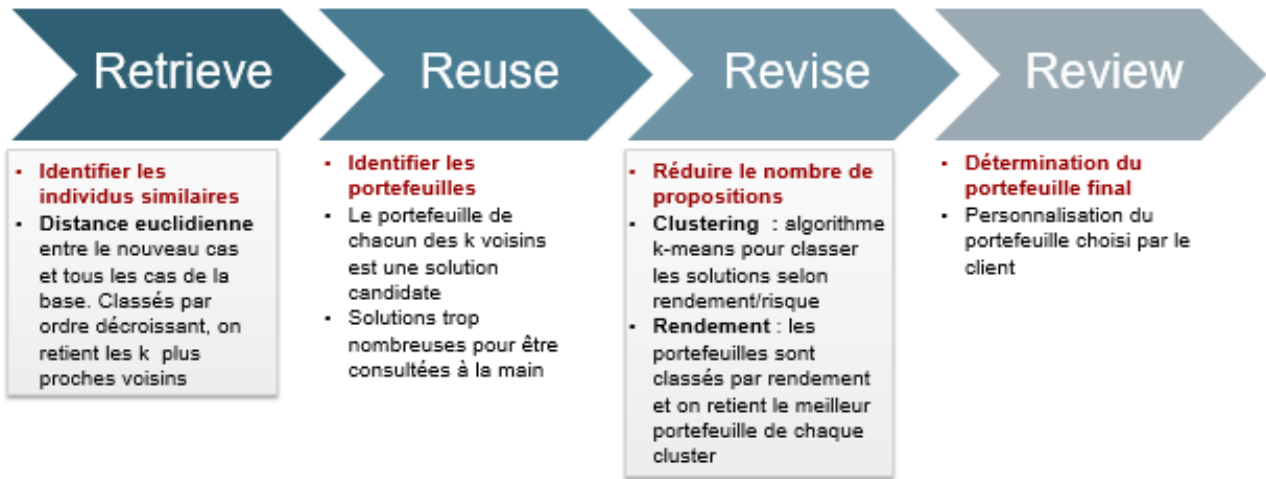


FIGURE 3.19 – Schéma de la méthode CBRs implémentée.

3.3.3 Mise à l'épreuve

Dans cette sous-section, nous tentons de paramétrer efficacement notre méthode et d'évaluer sa robustesse.

3.3.3.1 Nombre de voisins

Notons k le nombre de voisins retenus. Le nombre de voisins constitue le premier élagage de la *case-base*. Il permet de retrouver les individus les plus proches du nouveau client. Ce paramètre doit être choisi suffisamment petit pour limiter la recherche et le nombre de propositions, mais suffisamment grand pour récupérer des portefeuilles potentiellement plus performants. Il s'agit donc de trouver le bon compromis entre ressemblance et recherche de rendement.

Une solution serait d'autoriser un nombre assez conséquent de voisins, disons les 15% les plus proches, sous contrainte d'un seuil de distance maximal avec le nouvel utilisateur. Ceci permettrait de comparer le maximum de portefeuilles candidats sans s'éloigner du profil du nouvel utilisateur. Néanmoins, le manque de représentativité de certains individus dans notre *case-base* empêche d'appliquer ce critère de sélection, puisqu'il n'est pas possible de fixer un seuil unique et suffisamment petit. Ainsi, dans le cadre de notre application, il est nécessaire de limiter le nombre de voisins, c'est pour cela que nous choisissons de faire varier k entre 1 et 2% des plus proches voisins (soit environ 10 à 20 voisins). Ce choix a été guidé par les travaux de Musto et al. (2015), qui mettent en évidence le fait qu'un conseiller n'ira pas chercher plus d'une vingtaine de candidats. Malgré une perte probable de rendement sur les individus très représentés, un petit nombre k nous permet de contrôler la distance avec les individus moins présents dans la base et ainsi de proposer une allocation plus adéquate. Ce paramètre a une très forte influence sur les propositions puisqu'il détermine le champ des recherches.

3.3.3.2 Sensibilité aux fausses déclarations

Contrairement au cas où le client est face à son conseiller, il est plus facile de falsifier ses réponses avec un questionnaire en ligne. Un individu pourra répondre au hasard à certaines questions sous forme

de QCM ou adapter ses réponses en fonction du profil de risque/de l'allocation qu'il souhaite obtenir. C'est d'ailleurs un point de réserve de la part des régulateurs quant au développement massif des *robo-advisors*. Derrière ce problème on retrouve la significativité des variables. Dans cette sous-partie, nous tentons d'observer la sensibilité de l'algorithme lorsqu'un individu ne répond pas correctement au questionnaire. Pour cela, un individu cible est fixé et sa représentation vectorielle est bruitée pour simuler de mauvaises réponses. Les deux variables qui peuvent le plus facilement/fréquemment être perturbées par les réponses du client sont l'expérience et le patrimoine financier, c'est donc sur celles-ci que nous concentrons notre analyse. En effet, le profil de risque est déterminé à partir de l'ensemble des questions et joue un rôle prépondérant dans l'allocation. Une modification de celui-ci entraînerait évidemment de nombreux changements. En ce qui concerne les autres variables, il semble moins probable qu'un individu mente sur ses objectifs d'investissement, son horizon ou son âge lorsqu'il s'agit de recevoir des conseils financiers. En revanche, un individu pourra vouloir cacher la valeur de son patrimoine financier (surtout dans le cas de données recueillies en ligne) et pourra mal évaluer ses connaissances et son expérience car n'ayant pas d'échelle pour les mesurer ou pourra répondre au hasard voire tricher aux QCM pour tenter d'avoir les bonnes réponses.

Considérons un individu $u = (3, 3, 4, 4, 3, 65)$. En appliquant l'algorithme sur ce vecteur, les portefeuilles obtenus sont les suivants :

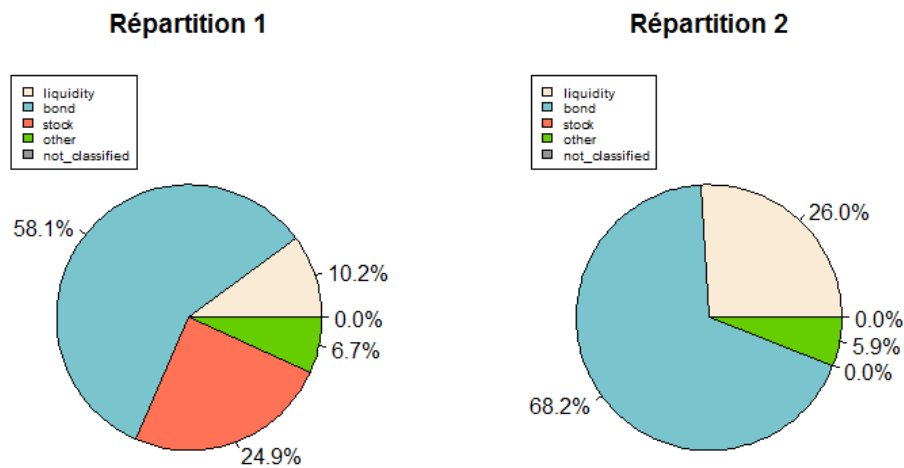


FIGURE 3.20 – Propositions pour l'individu $u = (3, 3, 4, 4, 3, 65)$.

Observons maintenant la composition des propositions en perturbant les variables de l'individu. Pour cela, on augmente ou diminue d'une unité la valeur du critère sélectionné.

	Sur-évaluation de l'expérience		Sous-évaluation de l'expérience	
	Proposition 1	Proposition 2	Proposition 1	Proposition 2
Actions	59,3%	6,6%	24,9%	0,0%
Obligations	33,1%	71,2%	58,1%	68,2%
Liquidités	7,6%	7,3%	10,2%	26,0%
Autres	0,0%	14,9%	6,7%	5,9%
	Sur-évaluation du patrimoine		Sous-évaluation du patrimoine	
	Proposition 1	Proposition 2	Proposition 1	Proposition 2
Actions	24,9%	0,0%	23,1%	0,0%
Obligations	58,1%	68,2%	45,6%	68,2%
Liquidités	10,2%	26,0%	23,7%	26,0%
Autres	6,7%	5,9%	7,7%	5,9%

FIGURE 3.21 – Propositions perturbées.

En observant ce tableau, on remarque que sur cet exemple, une sous-évaluation de l'expérience et une sur-évaluation du patrimoine n'ont pas d'influence, les portefeuilles proposés étant identiques. En revanche, le cas d'une sur-évaluation de l'expérience modifie complètement les allocations qui deviennent beaucoup plus risquées. Enfin, une sous-évaluation du patrimoine ne change qu'une proposition en la rendant plus sécuritaire. En réitérant l'expérience sur d'autres profils de la base, on retrouve des conclusions similaires. Une sur-évaluation de l'expérience va, à chaque fois, modifier les deux propositions. Dans les trois autres cas (sous-évaluation de l'expérience et sur/sous-évaluation du patrimoine), seule une proposition au plus va changer, en gardant néanmoins une allocation proche dans la majorité des cas (même catégorie d'actifs majoritaire, changements minimes ou seulement pour une recherche de diversification avec la catégorie *Other*).

Cet exemple met en évidence une forte dépendance aux réponses de l'utilisateur. En pratique, un individu en excès de confiance aura tendance à sur-évaluer son expérience et ses connaissances financières, ce qui a un grand impact sur l'allocation proposée. Il est donc nécessaire, comme le précise le devoir de conseil de l'assureur¹²², de ne pas estimer cette variable sur l'auto-évaluation mais de la challenger en contrôlant les connaissances et l'expérience du client. Avec un questionnaire en ligne à distance, un individu pourra cependant tricher en répondant au hasard ou en demandant une aide extérieure. Ce danger représente donc une limite à notre méthode, très sensible à cette variable. En ce qui concerne les données sur le patrimoine financier, celles-ci pourraient être enrichies par l'apport de données externes, notamment dans le cas des bancassureurs possédant le détail des placements et des transactions de leurs clients.

3.3.3.3 Taille de la *case-base*

Dans sa conception, l'algorithme repose sur les cas précédemment traités et présents dans la *case-base*. Afin de tester sa dépendance quant à la taille de la base, nous observons les portefeuilles proposés si on ne retient que 80% des possibilités. Pour un même utilisateur $u = (3, 3, 4, 4, 3, 65)$, nous allons sélectionner aléatoirement 20% de la base qui sera retirée et regarder les propositions de l'algorithme. Afin de définir un moyen d'évaluer la résistance à la taille de la base de données, nous comptons le nombre de propositions différentes qui apparaissent selon l'échantillonnage.

Avec l'ensemble de la *case-base*, les propositions faites à ce client sont présentées en figure 3.20. En faisant 100 échantillonnages pour n'avoir que 80% des données, on obtient finalement 10 portefeuilles différents qui sont proposés. Les propositions 1 et 2 faites dans le cas complet apparaissent dans respectivement 77% et 66% des cas :

Portefeuille	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
Occurrence	77	66	19	9	9	8	5	4	2	1

Les portefeuilles récupérés sont dans la majorité des cas les mêmes que pour la base complète, mais une plus grande diversité de propositions apparaît avec la suppression de 20% de la base. En effet, certains portefeuilles vont être supprimés et ne seront donc plus accessibles, ou alors les *clusters* vont être modifiés ce qui va bousculer les choix (pour rappel, les propositions sont choisies par classement du rendement au sein d'un *cluster*).

La taille et la composition de la *case-base* vont être des éléments déterminants dans l'allocation proposée au client. Si l'exercice était réalisé en pratique, la construction de la *case-base* nécessiterait une grande attention afin de disposer d'un nombre suffisant d'échantillons représentatifs de chaque

122. Voir 1.2.2.1.

profil. En effet, l'algorithme fonctionne sur la proximité et nécessite donc une certaine densité de points dans le maillage des individus. C'est l'un des enjeux majeurs dans l'implémentation réelle de cette méthode CBRS aux *robo-advisors*.

3.3.4 Application et apports pour les *robo-advisors*

L'étude de cette méthode CBRS au cours de ce mémoire s'est faite dans l'objectif d'une implémentation aux *robo-advisors*. Un nouveau client utilisant le *robo-advisors* devrait répondre à un questionnaire pour construire son profil de risque et créer le vecteur de ses caractéristiques, pour enfin choisir un portefeuille parmi les propositions. Une conception envisageable serait de proposer à un nouveau client 3 allocations possibles. Pour ne pas perdre de vue le risque que des individus de la *case-base* aient fait des choix absurdes ou contraires à leur profil de risque, les propositions pourraient contenir un portefeuille type, construit préalablement par un conseiller, pour chaque profil de risque. Le nouveau client aurait alors le choix entre deux portefeuilles choisis comme étant ceux ayant le mieux performés parmi les voisins les plus diversifiés et un portefeuille type pour son profil de risque. Afin de prendre en compte le niveau de risque, l'indicateur PRIIPs pourrait être calculé pour chaque portefeuille afin de prévenir le client s'il choisit un portefeuille potentiellement plus risqué que ce que son profil de risque suggère. Ce parcours client est illustré ci-après :

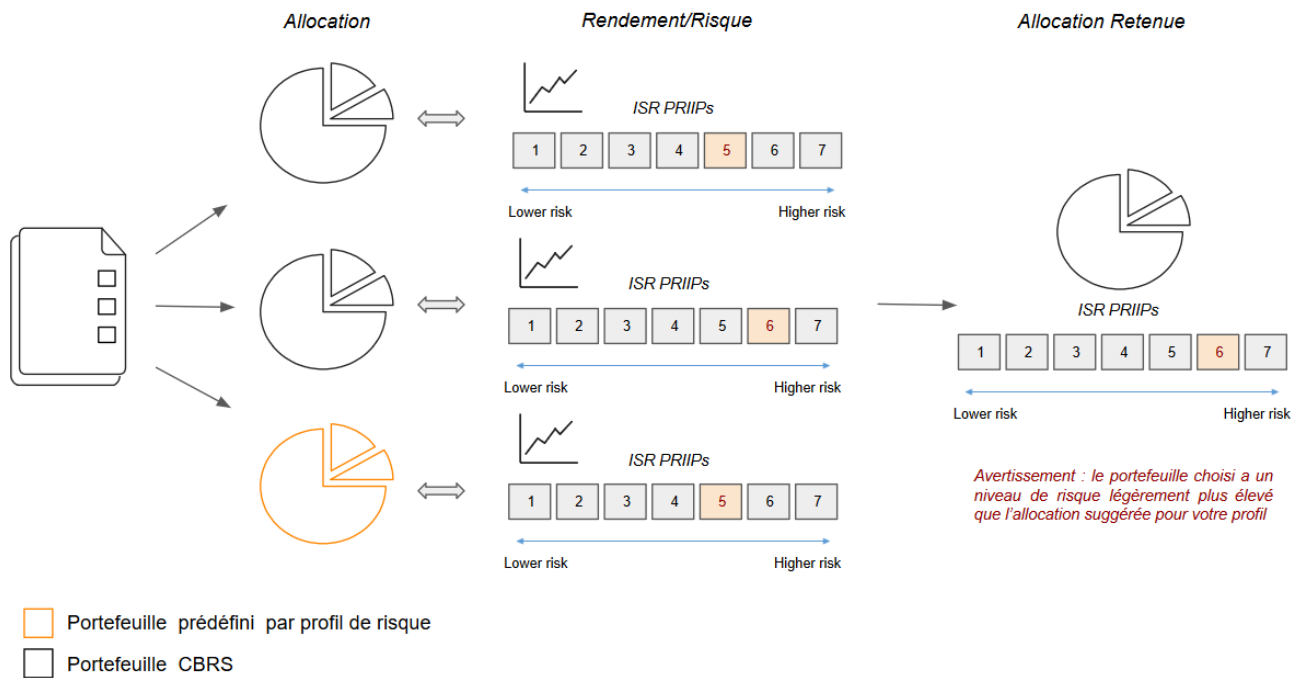


FIGURE 3.22 – Schéma des propositions au client.

Une fois un portefeuille choisi, le nouveau client doit pouvoir personnaliser son allocation s'il le souhaite, en modifiant selon ses anticipations du marché la répartition de son capital. Dès lors, il convient de ne pas ajouter les individus à la *case-base* pour ne pas la biaiser en ajoutant des utilisateurs n'ayant pas reçu de conseils par un professionnel. La base devient alors statique et n'évolue plus avec l'arrivée de nouveaux clients. Cela peut rapidement devenir problématique avec une population qui change au fil des générations et si la *case-base* initiale n'est pas assez représentative de la clientèle cible. Une idée pour résoudre ce problème serait de ponctuellement faire intervenir un conseiller à l'étape *Review* et considérer un modèle hybride robot-humain. Se posent alors les questions de la fréquence de ces interventions et de leur coût.

Afin de pouvoir utiliser cette méthode en assurance-vie, il faudrait construire une *case-base* à partir du portefeuille clients d'un assureur ayant prodigué des conseils en matière d'épargne, en s'assurant d'avoir un échantillon représentatif de la population cible. Comme évoqué dans la première partie de ce mémoire¹²³, le marché de l'assurance-vie sur les supports en UC demeure peu représentatif de l'ensemble des ménages, qui, adverse au risque et peu éduqué aux produits financiers, se concentre sur les fonds en euros. Ainsi, la construction d'une *case-base* pertinente pourrait être limitée si on admet que les bases assurantielles en UC ne contiennent pas tous les profils d'investisseurs, ce qui pourrait engendrer un coût supplémentaire à la construction en offrant des conseils à une clientèle plus large. On pourrait imaginer partir d'une *case-base* pré-constituée et lorsqu'un individu peu représenté arrive, on lui proposerait les services d'un conseiller pour définir son allocation et ensuite alimenter la *case-base* avec ce nouvel individu.

La méthode CBRS étudiée a été construite dans un cadre limité par les données reçues et comporte de ce fait des axes d'améliorations, qu'il serait intéressant d'approfondir :

- Variables clients : les données reçues présentent un client comme un vecteur de 8 variables. Avec plus de variables à disposition, on pourrait se poser la question du choix des variables discriminantes. Par exemple, on pourrait imaginer une plus grande précision en ajoutant des variables liées à la domiciliation, à la profession ou à la situation familiale. Ou encore l'historique des transactions et des dépenses si on a accès à ces données.
- Classes d'actifs : dans les données recueillies, seules 20 classes d'actifs sont utilisées pour constituer un portefeuille, mais on pourrait envisager un éventail plus large. Si on considère le monde de l'assurance-vie, il existe une quantité considérable d'UC qui pourraient être investies au sein d'un portefeuille. La méthode telle que présentée dans ce mémoire pourrait d'ores et déjà s'appliquer avec un nombre réduit de classes, puisque par exemple Afer propose, pour son contrat collectif multisupports, une liste de 15 supports en UC¹²⁴.
- Rendements : les portefeuilles sont évalués à l'aide de leurs rendements historiques depuis leur date de constitution. Afin de mieux conseiller les clients sur l'évolution de leur épargne, il serait intéressant d'évaluer les allocations également avec les rendements espérés, en ajoutant des modèles de projection de l'évolution des actifs.
- Risque : nous avons choisi de représenter le risque par la volatilité des classes d'actifs. Dans le cadre de la réglementation PRIIPs, il conviendrait de calculer l'ISR et les scénarios de performances pour les portefeuilles proposés, mais en raison du manque d'information sur les classes d'actifs investies, cette étape n'a pas pu être implémentée ici.

Notre étude met en évidence le rôle crucial du paramétrage et du choix des algorithmes. En effet, cette technique CBRS fonctionne en boîte noire et les propositions faites au client peuvent parfois être inadaptées : il faut alors assurer un contrôle métier dans la conception des algorithmes. Cette méthode pourrait encore évoluer vers une meilleure expérience client. Par exemple, le client pourrait éliminer une proposition, entraînant l'apparition d'une nouvelle. Il est aussi envisageable de définir les portefeuilles par des mots-clés relatifs à leur composition, pour offrir plus de lisibilité : développement durable, investissement solidaire, économie française, ...

Cette approche prend à contre-pied la conception actuelle des *robo-advisors* puisqu'elle repose sur une extension d'un conseil humanisé : elle diversifie les propositions faites au client tout en gardant l'expertise des conseillers. Bien que très dépendante de la construction de la *case-base* et du paramétrage, cette méthode est un premier pas vers une individualisation automatisée de l'allocation d'actifs pour les investisseurs particuliers, notamment les souscripteurs de contrats d'assurance-vie. Ces derniers seraient alors mieux conseillés en matière d'investissements et plus ouverts à l'idée d'investir sur des unités de compte plus représentatives de leurs objectifs de placements et tolérance au risque, en délaissant progressivement les fonds en euros.

123. Voir 1.1.3

124. La gamme des supports d'investissement du contrat Afer, afer.asso

Conclusion

Aujourd'hui, les évolutions réglementaires et les taux d'intérêt durablement bas pèsent sur les assureurs-vie ayant un portefeuille de contrats en euros. Ces contrats souscrits historiquement avec des taux garantis sont déconnectés de l'état actuel du marché et le service de ces prestations devient délicat pour les assureurs. De plus, les contrats euros nécessitent davantage de capital réglementaire sous Solvabilité 2 que les contrats UC. Cette double contrainte incite les acteurs du marché à réorienter l'épargne des Français, traditionnellement investie sur les supports euros, vers les supports UC plus variés et moins coûteux en capital réglementaire. Pour cela, une piste de réponse se trouve dans la démocratisation du conseil en gestion d'épargne. Habituellement réservé à une clientèle patrimoniale, ce service permettrait à l'ensemble de la population de bénéficier de conseils et les options de gestion sous mandat pourrait également rassurer les investisseurs sur l'évolution de leur épargne et le suivi des marchés. C'est le but que se sont fixés les *robo-advisors*. Ces « robots-conseillers » promettent d'automatiser le conseil et la gestion en épargne pour diffuser plus largement leur offre en touchant l'ensemble des ménages. Potentiel vecteur de diffusion pour l'assurance-vie, ces robots intéressent les acteurs du marché (Aviva France, Épargne Actuelle, Crédit Mutuel Arkéa, BNP Paribas AM, ...) et semblent avoir un bel avenir en France.

L'évolution de l'offre de *robo-advisory* dans l'assurance-vie pourrait offrir une transformation digitale permettant aux entreprises de rester compétitives et d'améliorer l'expérience client en proposant un nouveau mode de souscription totalement automatisé. Pour étudier ces pistes de développement, ce mémoire a proposé de dresser un état de l'art sur le sujet et d'entreprendre une démythification pour étudier, étape par étape, ces *robo-advisors*. Leur fonctionnement classique s'articule en quatre blocs : profilage des clients, construction des portefeuilles, association profil de risque - allocation et proposition, suivi et rééquilibrage. Afin d'analyser ce fonctionnement et étudier les axes d'automatisation, un robot primitif a été construit en assemblant les différents blocs. Pour cela, un questionnaire et un *scoring* ont été conçus pour définir le profil de risque des clients. Cependant, la nature de la donnée recueillie par un questionnaire va rapidement devenir une limite pour le profilage optimal des clients. L'obstacle résidera dans la classification et la contribution des variables discriminantes. Pour contourner ce problème, les acteurs devront enrichir leurs données et donc leur connaissance de leur clientèle. Pour continuellement améliorer les modèles, ils pourraient ensuite sélectionner des KPI (*Key Performance Indicator*) à intégrer au profilage. Nous avons proposé à ce sujet une approche reposant sur la satisfaction, avec une boucle rétro-active permettant d'optimiser l'expérience client. Une fois le profil de risque défini, un portefeuille type lui est associé. Ces portefeuilles ont été construits à partir d'un panier d'ETFs traquant divers actifs et sélectionnés sur la frontière efficiente de Markowitz. En effet, cette approche moyenne-variance sert de point de départ pour bon nombre de *robo-advisors*, même s'ils ajoutent en pratique des méthodes plus complexes pour combler les lacunes de celle-ci. Les *robo-advisors* évoluant dans un environnement très réglementé, nous avons voulu capitaliser sur ces contraintes. À la conception, la production des indicateurs de risque et de performances demandés par PRIIPs a été automatisée, afin de doter les investisseurs d'un outil d'aide à la décision. Enfin, la question du suivi et du rééquilibrage a été abordée, en observant l'évolution des portefeuilles selon les marchés financiers. En s'inspirant des pratiques de place, nous optons pour un rééquilibrage semestriel dans cette application. Finalement, l'architecture actuelle des *robo-advisors* dénote de l'image d'une

intelligence artificielle contrôlant l'ensemble des choix de gestion, ceux-ci restant propres au concepteur et au gestionnaire. Bien que simpliste, ce *robo-advisor* maison met en lumière la conception classique des acteurs français, qui permet de concilier le peu de données recueillies sur leurs clients et une allocation ciblée par profil.

Pour améliorer l'expérience client, ce mémoire s'inspire des algorithmes de recommandation utilisés dans le e-commerce au travers des *Case-based Recommender Systems* (CBRS), pour proposer une diversification des allocations, modifiant ainsi l'architecture actuelle des *robo-advisors*. Cette méthode de décision considère qu'un nouveau problème peut être résolu en se servant des réponses à d'anciens problèmes similaires. Lorsqu'un nouveau client se présente, l'algorithme recherche dans la base de données les clients similaires et propose comme allocation les portefeuilles de ces clients. La méthode CBRS implémentée recherche les plus proches voisins, au sens de la distance euclidienne, et classe leur portefeuille par un compromis entre diversité et rendement : les candidats sont séparés en deux groupes par la technique des *k-means* appliquée dans le plan rendement-risque, puis le portefeuille le plus performant de chaque groupe est proposé. Grâce à l'application développée, le client peut ensuite personnaliser l'allocation choisie. Néanmoins, cette libre modification sans le contrôle d'un conseiller empêche la réutilisation de cette allocation, ce qui est un frein à la complète automatisation de la méthode : la base de données reste statique, n'ajoutant plus de nouveaux cas résolus. Une possible solution serait de faire intervenir ponctuellement un conseiller, pour alimenter de façon continue la base. Bien que coûteuse à la conception, une telle méthode pourrait améliorer l'expérience client en individualisant les propositions d'allocations par une extension du conseil humanisé. L'algorithme implémenté pourrait encore évoluer pour offrir plus de flexibilité aux clients, par exemple en filtrant les portefeuilles par mots-clés ou en proposant de nouvelles allocations si le client n'apprécie pas celles reçues. On constate alors le réel intérêt de cette méthode, qui sort de l'association profil de risque - portefeuille pour offrir de multiples propositions d'allocation.

À plus long terme, en enrichissant leurs données et la connaissance de leur clientèle, les *robo-advisors* pourraient spécifier leurs conseils en personnalisant les allocations et en élargissant le spectre des placements. Ils pourraient alors se développer avec la création d'une intelligence artificielle (IA), encore rare chez les acteurs français. Tant sur le profilage des clients que sur les modèles de construction de portefeuilles, ces innovations pourraient, si elles sont nourries avec des données conséquentes, grandement améliorer l'offre de conseil en gestion de l'épargne. C'est d'ailleurs un axe de développement pour la banque Swissquote, qui a d'ores et déjà conçu une IA pour son *chatbot* et qui envisage de l'intégrer à son *robo-advisor*, comme en témoigne son CTO Paolo Buzzi : « *We'll probably add a chatbot function to Robo-Advisor, our automated portfolio manager. Doing so would make the robot a fully interactive advisor, ready to serve the client at all times. [...] Unlike human managers, the robot can process all of a client's data at once. It knows the exact composition of the client's portfolio, their risk profile, age, etc. It can provide quantitative answers based on that information, data history and market conditions. And it can do so in the blink of an eye.* »

En améliorant la connaissance de leur clientèle via des données enrichies et en investissant sur les développements techniques, les *robo-advisors* pourraient à terme proposer un service de conseil et de gestion d'épargne personnalisé à un public très large, pour l'initier aux produits financiers complexes et finalement accélérer la transition vers l'UC chez les assureurs français.

Bibliographie

- Black, F. & Litterman, R. (1992), ‘Global portfolio optimization’, *Financial Analysts Journal* .
- Bonola, C. & Richard, A.-C. (2009), Choix de portefeuille et allocation d’actifs : une revue, Technical report, ISFA.
- Candillier, L., Chevalier, M., Dudognon, D. & Mothe, J. (2011), ‘Diversity in recommender systems, bridging the gap between users and systems’, *CENTRIC 2011 : The Fourth International Conference on Advances in Human-oriented and Personalized Mechanisms, Technologies, and Services* .
- Cordell, D. (2001), ‘Riskpack : How to evaluate risk tolerance’, *Journal of Financial Planning* **14**(6), 36–40.
- Ellis, C. D. (2013), *Winning the Loser’s Game*, McGraw Hill.
- Fama, E. F. & French, K. R. (1992), ‘The cross-section of expected stock returns’, *The Journal of Finance* (47), 427–465.
- Fama, E. F. & French, K. R. (1993), ‘Common risk factors in the returns on stocks and bonds’, *Journal of Financial Economics* (33), 3–56.
- Hagströmer, B., Anderson, R., Binner, J., Elger, T. & Nilsson, B. (2007), Mean-variance vs. full-scale optimization : Broad evidence for the uk, Technical report, Federal Reserve Bank of St. Louis.
- Hanna, S. & Chen, P. (1997), ‘Subjective and objective risk tolerance : Implications for optimal portfolios’, *Financial Counseling and Planning* pp. 17–26.
- Hardy, M. (2003), *Investment Guarantees : Modeling and Risk Management for Equity-Linked Life Insurance*, Wiley.
- He, G. & Litterman, R. (1999), The intuition behind black-litterman model portfolios, Technical report, Investment Management Research, Goldman, Sachs & Company.
- Idzorek, T. M. (2005), A step-by-step guide to the black-litterman model, Technical report, CFA.
- Jensen, M. C. (1968), *The Performance Of Mutual Funds In The Period 1945–1964*, Wiley.
- Kaya, O. (2017), Robo-advice – a true innovation in asset management, Technical report, Deutsche Bank Research.
- Lam, J. W. (2016), Robo-advisors : A portfolio management perspective, Technical report, Yale College.
- Markowitz, H. (1952), ‘Portfolio selection’, *The Journal of Finance* **7**(1), 77–91.
- Mullainathan, S., Noeth, M. & Schoar, A. (2012), The market for financial advice : An audit study, Technical report, NBER.

- Musto, C., Semeraro, G., Lops, P., Gemmis, M. D. & Lekkas, G. (2015), ‘Personalized finance advisory through case-based recommender systems and diversification strategies’, *Decision Support Systems (Elsevier)* **77**, 100–111.
- Poncet, P. & Portrait, R. (2009), *Finance de marché*, Dalloz.
- Ross, S. (1976), ‘The arbitrage theory of capital asset pricing’, *Journal of Economic* **13**.
- Sankhe, M. (2016), Etude du scr en epargne, Technical report, ISFA.
- Satchell, S. & Scowcroft, A. (2000), ‘A demystification of the black-litterman model : Managing quantitative and traditional construction’, *Journal of Asset Management* (September), 138–150.
- Sharpe, W. (1966), ‘Mutual fund performance’, *Journal of Business* **13**, 119–138.
- Sharpe, W. (1974), ‘Imputing expected security returns from portfolio composition’, *Journal of Financial and Quantitative Analysis* pp. 463–472.
- Tillmans, S. P. A. (2017), Robo-advisors : How can automated investment advice change risk profiling practices ?, Technical report, Radboud Universiteit.
- Yang, J., Ye, H., Wei, Y. & Bao, L. (2017), ‘How robo-advisors manage investment portfolios’, *Cutter Business Technology Journal* **30**(4).

Table des figures

1.1	Tableau récapitulatif de la fiscalité sur les rachats.	31
1.2	Tableau récapitulatif de la fiscalité sur les successions.	31
1.3	Structure du patrimoine financier des Français.	32
1.4	Composition du passif des organismes S2.	32
1.5	Décomposition des provisions techniques des organismes S2.	32
1.6	Répartition des provisions mathématiques.	33
1.7	Absorption par le passif sur les fonds euros et UC.	34
1.8	Classe de MRM en fonction de la VEV.	41
1.9	MRC en fonction de l'échelon ajusté de qualité de crédit.	41
1.10	Tableau de calcul de l'ISR.	41
1.11	Gouvernance des produits sous MiFID II.	43
1.12	Parcours client en 4 étapes.	46
1.13	Actifs utilisés par les <i>robo-advisors</i> européens.	49
1.14	Comparatif des <i>robo-advisors</i> américains.	50
1.15	Frontière efficiente sans actif sans risque.	51
1.16	Frontière efficiente avec actif sans risque.	52
1.17	Evolution l'AUM des <i>robo-advisors</i> dans le monde.	58
1.18	Evolution l'AUM des <i>robo-advisors</i> en France.	58
1.19	Caractéristiques des clients des <i>robo-advisors</i>	59
1.20	Différents portefeuilles pour un même client.	60
1.21	Enjeux chronologiques.	61
2.1	Parcours avec un acteur traditionnel et un <i>robo-advisor</i>	63
2.2	Interface Shiny pour le recueil des données client.	65

2.3	Répartition des clients par âge.	67
2.4	Répartition des clients pour chacune des variables.	68
2.5	Matrice de corrélation des variables clients.	69
2.6	Distribution des âges par profil de risque.	69
2.7	Profil de risque par sexe.	69
2.8	<i>Learning curves</i> du modèle de <i>Random forests</i>	71
2.9	Performances des modèles.	71
2.10	Fonctionnement du <i>stacking</i>	72
2.11	Explication d'une prédiction pour un individu de profil 3.	73
2.12	Explication d'une prédiction pour un individu de profil 2.	74
2.13	Frontière efficiente de Markowitz.	75
2.14	Frontières efficientes selon la profondeur de l'historique.	75
2.15	Courbes d'iso-utilité et frontière efficiente de Markowitz.	76
2.16	Portefeuilles de référence.	77
2.17	Portefeuilles efficients associés aux 5 profils.	77
2.18	Portefeuilles efficients et courbes d'iso-utilité.	78
2.19	Proposition d'un portefeuille sécuritaire sur l'application R Shiny.	78
2.20	5 portefeuilles avec 1 an d'historique.	79
2.21	5 portefeuilles en janvier 2015.	80
2.22	Déviations entre janvier et février 2015.	80
2.23	Variations mensuelles.	80
2.24	Indicateurs PRIIPS pour le portefeuille sécuritaire.	82
3.1	<i>Case-based Recommendation Pipeline</i>	84
3.2	Tableau des catégories Morningstar.	86
3.3	Portefeuille moyen.	87
3.4	Proportions des catégories d'actifs.	87
3.5	Répartition des classes d'actifs en fonction de la tranche d'âge.	87
3.6	Répartition en fonction du sexe.	88
3.7	Répartition en fonction du profil de risque.	88
3.8	Répartition par classes en fonction du profil de risque.	89

3.9	Répartition par classes en fonction du niveau de conseil.	89
3.10	Répartition des portefeuilles dans le plan rendement-risque.	90
3.11	Schéma du parcours client avec la méthode CBRS implémentée.	91
3.12	Propositions pour un profil 4 selon la méthode.	93
3.13	Choix du nombre de <i>clusters</i> par la règle du coude.	94
3.14	<i>Clusters</i> sur l'ensemble des portefeuilles.	94
3.15	Portefeuilles candidats : approche <i>a priori</i>	94
3.16	Portefeuilles candidats : approche <i>a posteriori</i>	95
3.17	Portefeuilles candidats, $\epsilon = 0,5$	96
3.18	Portefeuilles candidats, $\epsilon = 0,2$	96
3.19	Schéma de la méthode CBRS implémentée.	98
3.20	Propositions pour l'individu $u = (3, 3, 4, 4, 3, 65)$	99
3.21	Propositions perturbées.	99
3.22	Schéma des propositions au client.	101
A.1	Algorithme de Black-Litterman.	131
A.2	Questionnaire et scoring initial avant recueil de satisfaction.	133
A.3	Arbre de décision.	137
A.4	Fonctionnement <i>LightGBM</i>	139
A.5	Classification avec les SVM.	140
A.6	Représentation d'un neurone.	141
A.7	Réseau de neurones.	141
A.8	Panier d'ETFs.	142
A.9	Ajustement de l'échelon de crédit.	144
A.10	<i>Clustering</i> de cercles imbriqués.	145
A.11	Points atteignables par densité.	145

Annexes

Annexe A

A.1 Indicateurs de performance et mesures de risque

A.1.1 Rentabilité

La rentabilité permet de mesurer la valeur rapportée par l'actif durant un intervalle de temps. On définit tout d'abord la rentabilité arithmétique de la façon suivante :

$$R_a = \frac{V_{t+1} - V_t}{V_t} .$$

Avec V_t = valeur de l'actif en t et V_{t+1} = valeur de l'actif en $t + 1$. R_a est donc la rentabilité arithmétique de l'actif considéré entre t et $t + 1$.

La rentabilité peut aussi être mesurée par la rentabilité logarithmique :

$$R_l = \ln \left(\frac{V_{t+1}}{V_t} \right) .$$

On retrouve donc directement la relation entre ces deux définitions :

$$R_l = \ln(R_a + 1) .$$

On peut bien évidemment généraliser ces définitions à un portefeuille entier, connaissant la valeur du portefeuille aux différentes dates. La rentabilité est un indicateur de performance très utilisé par les investisseurs en raison de sa facilité de calcul.

A.1.2 Volatilité

La volatilité est la mesure de risque phare en finance. Elle permet de mesurer l'amplitude des fluctuations du cours d'un actif, mais sans tenir compte du sens de ces fluctuations (hausse ou baisse). Ainsi, une volatilité élevée est synonyme d'une plus grande espérance de gain, mais également d'un plus grand risque de perte. On en déduit immédiatement que plus un actif est risqué, plus sa volatilité va être importante. Il existe deux types de volatilité :

- La volatilité historique¹²⁵ : elle se calcule à partir des variations passées du cours de l'actif. Elle peut donc être calculée sur divers périodes en fonction de l'historique des données. En revanche, elle possède un fort inconvénient puisqu'elle ne permet pas de prédire les fluctuations futures,

125. ABCBourse - Gestion de portefeuille et analyse du risque. https://www.abcbourse.com/apprendre/19_volatilite.html

car celles-ci ne sont pas liées au passé. Néanmoins, cette volatilité est appréciée en raison de sa facilité de calcul. En effet, elle est analogue à un calcul d'écart type qui se détermine grâce à une moyenne historique des variations du cours de l'actif. Mathématiquement, on a :

$$\sigma = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^T (x_i - \bar{x})^2}{T}} .$$

Avec :

T = nombre de périodes.

x_i = la variation à l'instant i .

$\bar{x}$ = moyenne des x_i .

- La volatilité implicite¹²⁶ : elle correspond au prix du risque d'une option, c'est d'ailleurs la principale référence sur les marchés de taux, les cotations étant données sous forme de volatilité implicite. En fait, il s'agit de la volatilité anticipée du produit et elle influe sur la prime de l'option. Une volatilité implicite élevée entraînera donc une prime élevée. La volatilité implicite est déterminée par la formule de Black-Scholes et, le cas échéant, par l'algorithme de Newton-Raphson. En effet, considérons un call européen sur un actif X , de strike K et de maturité T . On se place sous une probabilité R , définie telle que le processus (X_t) soit martingale et sa volatilité lognormale soit déterministe, ne s'annule pas et soit de carré intégrable. Sous R , la dynamique lognormale de X_t est définie par : $\frac{dX_t}{X_t} = \sigma_t^X dB_t$ où B_t est le mouvement brownien. On peut alors calculer l'espérance du call sous R conditionnellement à la tribu F_t grâce à la formule de Black-Scholes :

$$E_R[(X_T - K)_+ | F_t] = BS^{call}(X_t, K, T - t, \sigma_B) .$$

Avec :

$$BS^{call}(x, K, T - t, \sigma_B) = xN(d_1) - KN(d_2) .$$

Où :

N = fonction de répartition d'une loi normale $N(0, 1)$.

$$d_1 = \frac{\ln(\frac{x}{K}) + \frac{1}{2}\sigma_B^2(T-t)}{\sigma_B\sqrt{(T-t)}} .$$

$$d_2 = d_1 - \sigma_B\sqrt{(T-t)} .$$

On a dans cette expression :

$$\sigma_B^2 = \frac{1}{T-t} \int_t^T \sigma_s^X ds .$$

Pour X_0 , K et T fixés, alors la fonction $\sigma_B \mapsto BS^{call}(X_0, K, T, \sigma_B)$ est bijective, où σ_B est appelée volatilité implicite associée au call sur X , de strike K et de maturité T . On a donc une bijection entre le prix des options et leur volatilité implicite grâce à cette formule.

Dans le cas où le processus (X_t) ne satisfait pas les hypothèses énoncées précédemment, notamment dans les modèles qui ne sont pas «de marché» (i.e. qui ne permettent pas de retrouver immédiatement les volatilités des produits cotés), alors la volatilité implicite associée au prix π_0 du call est définie par convention comme étant l'unique solution σ_B de l'équation :

$$BS^{call}(X_0, K, T, \sigma_B) = \pi_0 .$$

A.1.3 Value at Risk

La *Value at Risk* (VaR) a été utilisée pour la première fois en finance dans les années 1980 par la banque Bankers Trust avant d'être démocratisée par la banque JP Morgan dans les années 1990 grâce

126. Sandrine Hénon (2017), Cours de modèles de taux. Université Paris-Dauphine

à son système de *RiskMetrics*¹²⁷. Cet indicateur présente l'avantage d'être commun pour les différentes activités de marché. Ce n'est cependant qu'en 1995 avec les accords de Bâle que la VaR a été réellement considérée comme un indicateur standard de l'évaluation des risques financiers. Plus concrètement, la VaR représente la perte maximale attendue sur un horizon de temps déterminé et pour un certain niveau de confiance. Mathématiquement, cela se traduit par le quantile de la distribution des pertes et profits du portefeuille sur l'intervalle de temps considéré. Par exemple, si la VaR à 1 jour au niveau de confiance 99% vaut 1 000€, cela signifie que la perte dans la journée ne dépassera pas 1 000€ avec une probabilité de 99%. Il existe 3 méthodes pour calculer la VaR :

- VaR historique : on va déterminer un historique des valeurs du portefeuille afin de déduire les montants de pertes. Par exemple, si on relève l'historique des 1000 derniers jours et qu'on les classe, la VaR à 99% correspond à la 10^{ème} pire valeur. Cette méthode présente l'avantage d'être très facile à mettre en place et nécessite peu de calcul. Cependant, il y a de nombreuses limites liées à la taille de l'historique : un historique trop court ne présentera pas assez de valeurs extrêmes pour déterminer réellement la VaR, mais un historique trop long pourrait amener des modifications dans la loi de probabilité.
- VaR analytique : on va définir une formule pour calculer la VaR. Préalablement, il faut vérifier certaines hypothèses : les variations sont gaussiennes, la relation entre les variations du portefeuille et celles du marché est linéaire, les produits dérivés sont linéaires et les obligations peuvent être ramenées à des *pay-offs* linéaires. On va donc calculer la VaR de la façon suivante :

$$VaR(q\%, 1j) = \text{valeur } ptf \times \text{quantile d'ordre } q\% \times \text{volatilité quotidienne} .$$

Si l'on souhaite déterminer la VaR sur n jours, il suffit de multiplier la VaR à 1 jour par $\sqrt{n}$. Si le portefeuille est composé de plusieurs actifs, il faut prendre en compte leurs corrélations. Cette méthode a l'avantage d'être rapide et simple à appliquer, mais suppose que les pertes soient gaussiennes et que les portefeuilles soient linéaires, et ainsi ne prend pas en compte les caractères optionnels.

- VaR par Monte Carlo : on va effectuer des simulations par Monte Carlo. On simule un très grand nombre de fois l'ensemble des facteurs de risque pour obtenir une distribution des pertes. On peut ensuite déterminer le quantile au niveau de confiance voulu. Cette méthode s'adapte à tous les cas de figure, en contrepartie d'un temps de calcul plus long.

La VaR constitue donc une mesure quantitative et universelle du risque.

A.1.4 Bêta

Le Bêta est un indicateur de risque permettant de mesurer l'évolution d'un actif par rapport à son marché de référence, et ainsi d'évaluer son niveau de risque par rapport au marché. Pour cela, le Bêta va comparer la volatilité de la rentabilité de l'actif en question avec celle du marché. Cela se traduit mathématiquement par l'expression :

$$\beta_{actif} = \frac{cov(R_{actif}, R_m)}{Var(R_m)} .$$

Avec R_{actif} = rentabilité de l'actif et R_m = rentabilité du marché.

Le Bêta peut se calculer avec les rentabilités implicites ou historiques, le calcul étant plus simple avec ces dernières. Si le Bêta est supérieur à 1, alors l'actif aura des variations plus importantes que le marché. En revanche, s'il est inférieur à 1, l'actif sera plus stable que le marché. Par exemple, supposons que l'on dispose d'une action du CAC 40, que l'on souhaite comparer à l'indice du CAC 40. Avec un Bêta de 1,5, si le CAC 40 augmente de 1%, alors la valeur de l'action augmente de 1,5%.

127. ABCBourse - Gestion de portefeuille et analyse du risque.

En revanche, si le Bêta vaut 0,5, alors l'action n'augmentera que de 0,5%. On observe alors que le Bêta détermine bien la variation de l'actif par rapport à celle de son marché de référence. On pourra de façon analogue exprimer le Bêta d'un portefeuille P.

A.1.5 Alpha

L'Alpha, ou Alpha de Jensen en raison de son introduction par Jensen (1968), est une mesure de performance d'un portefeuille. En effet, il permet de calculer la surperformance d'un investissement par rapport au rendement théorique énoncé dans le Modèle d'évaluation des actifs financiers (MEDAF, ou CAPM pour *Capital Asset Pricing Model*) (présenté en A.6.1). On le définit alors par :

$$\alpha_{actif} = r_{actif} - E_{MEDAF}[r_{actif}] .$$

Ainsi, l'Alpha mesure effectivement la surperformance de l'actif par rapport à sa rentabilité théorique calculée à partir du MEDAF. Cet indicateur peut également être généralisé pour tout un portefeuille P. Si l'Alpha est positif, alors l'investissement a une rentabilité supérieure à son risque lié au marché, estimé par le MEDAF. En revanche s'il est négatif, alors l'investissement est moins rentable que prévu. L'Alpha est donc un indicateur mettant en lumière la capacité à apporter de la valeur : plus il est élevé, plus le portefeuille est rentable et donc meilleure est sa gestion.

A.1.6 Ratio de Sharpe

Ce ratio, initié par l'économiste américain Sharpe (1966) dans un article paru dans *Journal of Business*, permet de mesurer l'écart de rentabilité d'un portefeuille par rapport au taux de rendement d'un placement sans risque, divisé par la volatilité du portefeuille (écart-type). Plus concrètement, il permet de mesurer la rentabilité du portefeuille en fonction du risque prit. Mathématiquement, il est défini par :

$$S = \frac{R_p - R_f}{\sigma_p} .$$

Où :

R_p = rentabilité espérée du portefeuille,

R_f = taux sans risque,

σ_p = volatilité du portefeuille.

On remarque que le ratio de Sharpe prend en compte le risque total. Il permet donc d'évaluer la performance de portefeuilles peu diversifiés. Cet indicateur permet d'estimer s'il est intéressant d'effectuer un investissement et d'établir un classement des portefeuilles :

- S'il est négatif, le portefeuille est moins performant qu'un placement sans risque et ne doit donc pas constituer un investissement.
- S'il est entre 0 et 1, le rendement généré par rapport au placement sans risque est inférieur au risque prit, l'investissement n'est donc pas raisonnable.
- S'il est supérieur à 1, le portefeuille est plus performant qu'un placement sans risque et génère une bonne rentabilité.

On en déduit immédiatement que plus le ratio de Sharpe est grand, plus le portefeuille est performant.

A.2 Forme et contenu détaillés du DIC

Le DIC doit satisfaire un certain nombre de conditions sur sa forme et son contenu. Tout d'abord, les conditions de forme sont :

- Rédaction sur 3 pages A4 maximum, afin de rester court et concis.
- Mise en page de façon à rendre la lecture aisée.
- Ciblage sur les informations clés dont l'investisseur a besoin.
- Langage et style de communication facilitant la compréhension.

En ce qui concerne son contenu, le DIC doit suivre le plan donné par le Règlement, qui s'articule de la façon suivante :

- Sur la 1ère page, inscrire le titre « Document d'Informations clés »
- Déclaration explicative formulée comme suit : « Le présent document contient des informations essentielles sur le produit d'investissement. Il ne s'agit pas d'un document à caractère commercial. Ces informations vous sont fournies conformément à une obligation légale, afin de vous aider à comprendre en quoi consiste ce produit et quels risques, coûts, gains et pertes potentiels y sont associés, et de vous aider à le comparer à d'autres produits. »
- Dénomination du produit d'investissement, identité et coordonnées de son initiateur, autorité compétente dont relève l'initiateur du produit et date du document.
- En cas de produit complexe, rédaction d'un avis pour le signaler et rédiger comme suit : « Vous êtes sur le point d'acheter un produit qui n'est pas simple et qui peut être difficile à comprendre. »
- Section « En quoi consiste ce produit ? », qui contient la nature et les principales caractéristiques du produit :
 - Le type de PRIIP.
 - Ses objectifs et les moyens utilisés pour les atteindre.
 - Une description du type d'investisseur de détail concerné.
 - Le détail des prestations d'assurance, et les circonstances y donnant droit.
 - La durée de vie du produit si elle est connue.
- Section « Quels sont les risques et qu'est-ce que cela pourrait me rapporter ? », contenant une brève description du profil de risque et de rémunération :
 - Un indicateur de risque sommaire (complété d'un texte explicatif), ses limites et un texte expliquant les risques pertinents qui ne sont pas suffisamment pris en compte par cet indicateur.
 - La perte maximale possible de capital investi.
 - Des scénarios de performances appropriés (et leurs hypothèses).
 - Des informations concernant les conditions de rendement ou de plafonds de performances intégrés.
 - Une déclaration sur la législation fiscale.
- Section « Que se passe-t-il si [nom de l'initiateur] n'est pas en mesure d'effectuer les versements ? », précisant si la perte est couverte et dans ce cas par quel système.
- Section « Que va me coûter cet investissement ? », présentant les coûts liés à l'investissement, comprenant les coûts directs et les coûts indirects, présentés au moyen d'indicateurs sommaires de ces coûts, ainsi que le coût total agrégé exprimé en termes monétaires et en pourcentage.
- Section « Combien de temps dois-je le conserver et puis-je retirer de l'argent de façon anticipée ? » :
 - Existence d'un délai de réflexion ou de renonciation.
 - Indication de la période de détention recommandée, et de la période minimale requise.
 - Possibilités et conditions de désinvestissement avant l'échéance.
 - Information sur les conséquences d'un encaissement avant échéance ou fin de période de détention recommandée.

- Section « Comment puis-je formuler une réclamation ? », permettant de savoir comment et auprès de qui l'investisseur peut formuler une déclaration.
- Section « Autres informations pertinentes », donnant une brève indication de tout document d'information supplémentaire pertinent.

A.3 Comparatif des *robo-advisors* français

MARIE QUANTIER	
Type de gestion	Libre
Enveloppes fiscales éligibles au service	Compte titres -Interactive Brokers Assurance-vie - Marie Quantier I assuré par Suravenir
Frais	
Frais sur enveloppes fiscales	Compte titres 0,1% des transactions, min. 10\$/mois Assurance-Vie 0,6% de frais de gestion 0,1% des transactions (arbitrages)
Frais de la plateforme	2,90€/trim. + 5% des gains pour l'offre robo 17,90€/trim. + 5% des gains pour l'offre perso 590€/trim. pour l'offre pro
Frais sur les sous-jacents	0,3% sur les ETF 2% en moyenne, sur les OPCVM actifs
Supports disponibles	
Fonds euro	Suravenir Rendement
Nombre d'ETF disponibles	60 sur le compte titres 35 sur l'assurance-vie
Nombre de SICAV et assimilés	Assurance-vie : 28
Performances	
Performances globales	Depuis sep 2014, pour les personnes ayant suivi les recommandations Marie Quantier, performances nettes : Prudent : 4,09%/an Modéré : 5,44%/an Dynamique : 6,72%/an
Perf. fonds euros 2017	2,0%
Outils de gestion	
Constitution du portefeuille	Personnalisable
Recommandations/alertes	oui
Modèles d'analyses	Algorithmes quantitatifs qui vous offrent toute une batterie d'indicateurs (risques, tendance de l'économie, moral des investisseurs, etc) afin de vous recommander les supports les plus adaptés à vos objectifs
Implication	Faible à élevée
Outils d'analyse de risque	✓
Outils d'analyses de marché	✓
Outil de simulation de portefeuille	✓
Accès aux données de marchés (indices, évolutions historiques, etc)	✓
Nombre de classes d'actifs	5
Nombre de supports analysés	+3 000

Informations générales		
Type de gestion	Gestion déléguée par profil	Gestion déléguée par profil
Nombre de profils	10	10
Ticket d'entrée	1 000	300
Nombre de clients à date	> 5000	ND
Encours sous gestion	> 35m€	ND
Agréments	SGP Société de Gestion de Portefeuille	CIF Conseiller en Investissement Financier
Année de lancement commercial	2015	2016
Enveloppes fiscales		
Compte titres	✓	✗
PEA	✓	✗
PERP	✗	✗
Assurance vie	✓	✓
Contrat de capitalisation	✗	✓
Frais		
Frais enveloppe fiscale	0,60%	0,60%
Frais de gestion déléguée	0,7% sur la part en UC	0,7%
Frais des UC	0,2-0,3% (ETF)	0,2-0,3% (ETF)
Frais max/an	1,6%	1,6%
Mode de gestion		
Allocation des profils	Algorithmes quantitatifs + Comité d'investissement	Algorithmes quantitatifs + Comité d'investissement
Sous-jacents investis	100% ETF	100% ETF
Nb lignes investies	15-20/profil	15-20/profil
Sous-jacents	Fond euros, actions, taux, matières premières	Fond euros, actions, taux, matières premières
Assurance vie		
Assureur	Suravenir	Suravenir
Fonds euro	Suravenir rendement	Suravenir rendement
Unités de compte	82 ETF + 18 OPCVM (en gestion libre)	84 ETF + 20 OPCVM (en gestion libre)
Performances		
Par profil	P3 : +3,6% P5 : +5,3% P7 : +6,9% P9 : +8,7% net de frais, du 31/12/2016 au 29/12/2017	P3 : +3,5% P5 : +4,4% P7 : +7,2% P9 : +8,6% net de frais, du 01/01/2017 au 31/12/2017
Fonds euros (2016)	2,0%	2,0%

Type de gestion	Conseillée par profil	Conseillée
Enveloppes fiscales éligibles au service	Assurance-Vie - Ma Sentinelle Vie, assuré par Generali	14 contrats d'assurance-vie référencés et notamment: - BforBank VIE - Boursorama VIE - Darjeeling - Linxea Spirit - Altaprofits VIE ...
Frais		
Frais sur enveloppes fiscales	0,6% de frais sur le fonds euros + 0,85% de frais sur les UC	Dépend du contrat mais env. : 0,6% de frais sur le fonds euros + 0,85% de frais sur les UC
Frais de la plateforme	Gratuit	Abonnement de 9 à 14€/mois
Frais sur les sous-jacents	2% en moyenne, sur les OPCVM actifs 0,3% sur les ETF	2% en moyenne, sur les OPCVM actifs 0,3% sur les ETF
Supports disponibles		
Fonds euro	Eurossima et Netissima	Dépend du contrat sélectionné
Nombre d'ETF disponibles	3	Dépend du contrat sélectionné
Nombre de SICAV et assimilés	63	Dépend du contrat sélectionné
Performances		
Performances globales	Performances du 30/08/2016 au 30/08/2017, nettes de frais de gestion : Prudent : 0,9% Modéré : 1,5% Equilibré : 3,8% Dynamique: 7,0% Audacieux: 9,0%	Dépend du contrat sélectionné
Perf. fonds euros 2016	Eurossima 2,25% Netissima 2,65%	Dépend du contrat sélectionné
Outils de gestion		
Constitution du portefeuille	5 profils disponibles	Personnalisable
Recommandations/alertes	oui	oui
Modèles d'analyses	Recommandations fournies par Morningstar qui sélectionne les fonds pour chaque profil et propose des réallocations périodiques	Algorithmes quantitatifs qui émettent des recommandations en fonction de l'évolution des performances et des risques
Implication	Faible	Faible à modérée
Outils d'analyse de risque	✗	✓
Outils d'analyses de marché	✗	✓
Outil de simulation de portefeuille	✗	✗
Accès aux données de marchés (indices, évolutions historiques, etc)	✗	✗
Nombre de supports analysés	66 fonds	+1 000

A.4 Questionnaire Yomoni

Capacité de risque									
Questions :	Réponses :								
Quel est votre projet ?	Faire fructifier mon épargne	Préparer un achat important	Transmettre mon patrimoine	Prévoir ma retraite	Epargner en cas de coup dur	Préparer un investissement immobilier	Financer les études de mes enfants	Ouvrir un compte enfant	
Quel montant souhaitez-vous placer au départ ?	Choix libre, le montant minimal étant 1000€								
Quel montant souhaitez-vous placer chez Yomoni chaque mois ?	Choix libre, soit 0€ soit un montant supérieur à 50€								
Sur quelle durée souhaitez-vous placer votre argent ?	Choix libre, entre 2 et 30 ans								
Quelle est votre date de naissance ?	Choix libre, il faut être majeur sauf pour le cas de l'ouverture d'un compte pour l'enfant								
Êtes-vous résident fiscal français ?	Oui				Non				
Avez-vous des enfants à charge ?	Aucun		1 enfant		2 enfants		3 enfants ou plus		
Quels sont les revenus annuels bruts de votre foyer ?	Moins de 25000€	De 25000€ à 50000€	De 50000€ à 100000€	De 100000 à 150000€	Plus de 150000€				
Êtes-vous propriétaire de votre résidence principale ?	Oui				Non				
Quel est le montant de votre loyer mensuel ?	Choix libre								
Quelle est la valeur de votre patrimoine immobilier ?	Choix libre								
Quel est le montant estimé de votre patrimoine financier ?	Choix libre								
Combien arrivez-vous à mettre de côté en fin de mois ?	Choix libre								
Tolérance au risque subjective									
Pourriez-vous avoir besoin de toute l'épargne placée chez Yomoni d'ici 2 ans ?	Certainement pas		Probablement pas		Probablement		Très probablement		
Pourriez-vous avoir besoin de la moitié de votre épargne avant la fin de la durée du placement choisie ?	Certainement pas		Probablement pas		Probablement		Très probablement		
Avez-vous déjà subi des pertes sur vos placements financiers ?	Non		Oui, de 10% maximum		Oui, entre 10% et 20%		Oui, plus de 20%		
Si vous investissez 10 000 € sur 5 ans, quel rapport gain potentiel / perte potentielle seriez-vous prêt à supporter ?	Gain potentiel 5000€/Perte potentielle 2000€		Gain potentiel 2000€/Perte potentielle 1000€		Gain potentiel 1000€/Perte potentielle 400€		Gain potentiel 500€/Perte potentielle 0€		
Sur une durée de 10 ans, vous recherchez un investissement avec...	Espérance de gain 20%, risque de perte 5%		Espérance de gain 30%, risque de perte 10%		Espérance de gain 50%, risque de perte 15%		Espérance de gain 70%, risque de perte >15%		
Votre investissement perd 10% de sa valeur en 3 mois. Que faites-vous ?	Je réinvestis	Je patiente	Je vends une partie	Je vends tout	Je ne sais pas				
Expérience et connaissances financières									
Avez-vous déjà placé de l'argent sur un contrat d'assurance-vie, un compte-titres ou un plan d'épargne en actions (PEA) ?	Oui				Non				
"Une perspective de gain élevé implique un risque de perte en capital fort"	VRAI				FAUX		Je ne sais pas		
"Un ETF est un fonds à capital garanti"	VRAI				FAUX		Je ne sais pas		
"En déléguant la gestion de mon portefeuille à une société de gestion, je renonce à prendre moi-même des décisions d'investissement sur celui-ci"	VRAI				FAUX		Je ne sais pas		

A.5 Frontière efficiente de Markowitz

A.5.1 Démonstration de la solution du portefeuille efficient de Markowitz

On considère un portefeuille P constitué de n actifs risqués.

$$\min_x \sigma_P^2 = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n x_i x_j \sigma_{ij} = x' \Sigma x .$$

Sous les contraintes :

$$\sum_{i=1}^n x_i \mu_i = x' \mu = \mu_P \quad \text{et} \quad \sum_{i=1}^n x_i = x' 1_n = 1 .$$

Avec :

μ_P = rentabilité espérée du portefeuille P ,

μ_i = rentabilité espérée du titre i ,

σ_P^2 = variance du portefeuille P ,

σ_{ij} = covariance entre les titres i et j ,

$x = \begin{pmatrix} x_1 \\ \vdots \\ x_n \end{pmatrix}$ = vecteur des poids des titres,

$\mu = \begin{pmatrix} \mu_1 \\ \vdots \\ \mu_n \end{pmatrix}$ = vecteur des rentabilités espérées,

$\Sigma = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n \sigma_{ij}$ = matrice de variance-covariance,

1_n = vecteur de 1 de taille n .

On définit le Lagrangien :

$$L(x, \lambda_1, \lambda_2) = \sigma_P^2 - \lambda_1 \left(\sum_{i=1}^n x_i \mu_i - \mu_P \right) - \lambda_2 \left(\sum_{i=1}^n x_i - 1 \right) .$$

On a alors, sous forme matricielle :

$$L(x, \lambda_1, \lambda_2) = x' \Sigma x - \lambda_1 (x' \mu - \mu_P) - \lambda_2 (x' 1_n - 1) .$$

Conditions de premier ordre :

$$\frac{\partial L}{\partial x} = 2\Sigma x - \lambda_1 \mu - \lambda_2 1_n = 0 ;$$

$$\Leftrightarrow x = \Sigma^{-1} \frac{\lambda_1 \mu + \lambda_2 1_n}{2} .$$

Conditions de second ordre :

$$\left\{ \begin{array}{l} \frac{\partial L}{\partial \lambda_1} = -x' \mu + \mu_P = 0 \\ \frac{\partial L}{\partial \lambda_2} = -x' 1_n + 1 = 0 \end{array} \right. \Leftrightarrow \left\{ \begin{array}{l} x' \mu = \mu_P \\ x' 1_n = 1 \end{array} \right. \Leftrightarrow \left\{ \begin{array}{l} \lambda_1 \mu' \Sigma^{-1} \mu + \lambda_2 \mu' \Sigma^{-1} 1_n = 2\mu_P \\ \lambda_1 1_n' \Sigma^{-1} \mu + \lambda_2 1_n' \Sigma^{-1} 1_n = 2 \end{array} \right. .$$

On introduit les constantes suivantes :

$$A = 1_n' \Sigma^{-1} \mu \quad B = \mu' \Sigma^{-1} \mu \quad C = 1_n' \Sigma^{-1} 1_n .$$

Le problème devient :

$$\begin{cases} \lambda_1 B + \lambda_2 A = 2\mu_P \\ \lambda_1 A + \lambda_2 C = 2 \end{cases} ;$$

$$\Leftrightarrow \begin{cases} \lambda_1 BC - A^2 \lambda_1 = 2C\mu_P - 2A \\ A^2 \lambda_2 - \lambda_2 BC = 2A\mu_P - 2B \end{cases} ;$$

$$\Leftrightarrow \begin{cases} \lambda_1 = 2 \times \frac{C\mu_P - A}{BC - A^2} \\ \lambda_2 = 2 \times \frac{B - A\mu_P}{BC - A^2} \end{cases} .$$

On injecte ce résultat dans l'équation précédente afin de déterminer les coefficients lambda :

$$x = \Sigma^{-1} \frac{\lambda_1 \mu + \lambda_2 1_n}{2} ;$$

$$\Leftrightarrow x = \frac{C\mu_P - A}{BC - A^2} \Sigma^{-1} \mu + \frac{B - A\mu_P}{BC - A^2} \Sigma^{-1} 1_n .$$

En posant :

$$G = \frac{B\Sigma^{-1} 1_n - A\Sigma^{-1} \mu}{BC - A^2} \quad \text{et} \quad H = \frac{C\Sigma^{-1} \mu - A\Sigma^{-1} 1_n}{BC - A^2} .$$

On obtient finalement :

$$x = G + H\mu_P .$$

L'équation de la frontière efficiente est alors :

$$\sigma_P = \sqrt{x' \Sigma x} = \sqrt{(G + H\mu_P)' \Sigma (G + H\mu_P)} = \sqrt{G\Sigma G + H\mu_P' \Sigma G + G\Sigma H\mu_P + H^2 \mu_P' \Sigma \mu_P} .$$

□

A.5.2 Démonstration de la frontière efficiente avec un actif sans risque

Dans le cas présent, on considère un portefeuille P constitué de $n + 1$ actifs : n actifs risqués et 1 actif sans risque (de variance nulle). Le portefeuille constitué uniquement de l'actif sans risque étant nécessairement de variance minimale, on ne l'intègre pas dans la minimisation et on fixe un poids à l'actif sans risque *a priori*, dépendant de l'espérance d'utilité de l'investisseur.

Le problème se reformule ainsi :

$$\min_x \sigma_P^2 = x' \sum x .$$

Sous les contraintes :

$$x' \mu + x_r \mu_r = \mu_P \quad \text{et} \quad x' 1_n + x_r = 1 .$$

Ces contraintes peuvent se réécrire en une seule :

$$x' \mu + (1 - x' 1_n) \mu_r = \mu_P .$$

Avec :

μ_P = rentabilité espérée du portefeuille P ,

μ_i = rentabilité espérée du titre i ,

μ_r = rentabilité espérée de l'actif sans risque r ,

x_r = poids de l'actif sans risque r ,

σ_P^2 = variance du portefeuille P ,

σ_{ij} = covariance entre les titres i et j ,

$x = \begin{pmatrix} x_1 \\ \vdots \\ x_n \end{pmatrix}$ = vecteur des poids des titres,

$\mu = \begin{pmatrix} \mu_1 \\ \vdots \\ \mu_n \end{pmatrix}$ = vecteur des rentabilités espérées,

$\Sigma = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n \sigma_{ij}$ = matrice de variance-covariance,

1_n = vecteur de 1 de taille n .

On définit le Lagrangien :

$$L(x, \lambda) = x' \Sigma x - \lambda \left(x' \mu + (1 - x' 1_n) \mu_r - \mu_P \right) .$$

Conditions de premier ordre :

$$\frac{\partial L}{\partial x} = 2 \Sigma x - \lambda (\mu - 1_n \mu_r) = 0 \Leftrightarrow x = \frac{1}{2} \Sigma^{-1} * \lambda (\mu - 1_n \mu_r) .$$

Conditions de second ordre :

$$\frac{\partial L}{\partial \lambda} = - \left(x' \mu + (1 - x' 1_n) \mu_r - \mu_P \right) = 0 \Leftrightarrow x' (\mu - \mu_r 1_n) = \mu_P - \mu_r .$$

On injecte ce résultat dans l'équation précédente afin de déterminer le coefficient lambda :

$$(\mu - \mu_r 1_n)' x = (\mu - \mu_r 1_n)' \frac{1}{2} \Sigma^{-1} \lambda (\mu - 1_n \mu_r) = \mu_P - \mu_r ;$$

$$\Leftrightarrow \lambda = 2 \left((\mu - \mu_r 1_n)' \Sigma^{-1} (\mu - 1_n \mu_r) \right)^{-1} (\mu_P - \mu_r) .$$

On pose $\mu = (\mu - 1_n \mu_r)$ et $A = \mu' \Sigma^{-1} \mu$.

Alors :

$$\lambda = 2 \times \frac{\mu_P - \mu_r}{A} .$$

Ainsi, on peut déterminer le vecteur x :

$$x = \frac{1}{2} \Sigma^{-1} \lambda (\mu - 1_n \mu_r) = \frac{\mu_P - \mu_r}{A} \Sigma^{-1} \mu .$$

La frontière efficiente est alors :

$$\sigma_P = \sqrt{x' \Sigma x} = \sqrt{\left(\frac{\mu_P - \mu_r}{A} \Sigma^{-1} \mu \right)' \Sigma \left(\frac{\mu_P - \mu_r}{A} \Sigma^{-1} \mu \right)} = \frac{\mu_P - \mu_r}{A} \sqrt{\mu' \Sigma^{-1} \mu} = a \mu_P + b .$$

Avec : $a = \frac{\sqrt{\mu' \Sigma^{-1} \mu}}{A}$ et $b = -\mu_r a$.

On retrouve bien une équation de droite.

□

A.6 Modèles de construction de portefeuille

A.6.1 MEDAF

La théorie moderne du portefeuille issue des travaux de Markowitz et Tobin s'intéresse au portefeuille optimal pour un investisseur individuellement. En fait, cet investisseur interagit avec un marché concurrentiel, où d'autres investisseurs tentent eux aussi de maximiser leur espérance d'utilité. Ainsi vont s'établir des prix d'équilibre où l'offre et la demande sont égales pour chaque titre. C'est dans ce cadre que le modèle d'équilibre des actifs financiers (MEDAF, ou CAPM pour *Capital Asset Pricing Model*) a vu le jour dans les années 60 grâce aux travaux de Treynor, Sharpe, Lintner et Mossin ¹²⁸.

On suppose les mêmes hypothèses que dans le modèle de Markowitz et Tobin ¹²⁹ : tous les investisseurs se comportent selon le critère espérance-variance et le marché est composé d'actifs

128. Poncet & Portrait (2009)

129. Voir 1.3.1.3.

risqués et d'un actif sans risque. On suppose également que tous les investisseurs ont le même horizon d'investissement et des anticipations homogènes du marché, i.e. ils ont le même vecteur de rentabilités espérées et la même matrice de variance-covariance. Ainsi, tous les investisseurs se comportent de la même façon, donc ils ont tous le même portefeuille T énoncé dans le modèle de Markowitz. Or, à l'équilibre, tous les actifs du marché doivent être détenus. On en déduit que le portefeuille T représente en fait le portefeuille de marché, noté M . L'équation de la demi-droite se réécrit donc :

$$\mu_P = r + \frac{\sigma_P}{\sigma_M} (\mu_M - r) .$$

A l'équilibre du marché, il y a donc une relation linéaire entre la rentabilité espérée et le risque d'un portefeuille efficient. Cette frontière efficace est alors appelée *Capital Market Line* (CML).

Dans ce modèle, le poids des actifs dans le portefeuille de marché est égal au rapport de leur capitalisation boursière sur la somme des capitalisations boursières, i.e. la valeur totale du marché. Soit :

$$m_i = \frac{V_i}{V} = \frac{V_i}{\sum_i V_i} .$$

Ainsi, les portefeuilles des investisseurs ne sont différents que par les poids qu'ils allouent à chaque actif de M et à l'actif sans risque.

Le MEDAF ne se concentre pas sur les portefeuilles efficients, mais il établit, à l'équilibre, la relation rendement-risque d'un titre isolé. Il se base sur la mesure du risque d'un titre au sein d'un portefeuille P , traduit par la covariance. On a alors le modèle suivant :

$$\mu_i = r + \frac{\text{cov}(\mu_i, \mu_M)}{\sigma_M^2} (\mu_M - r) = r + \beta_i (\mu_M - r) .$$

Avec :

μ_i = rentabilité espérée du titre i ,

β_i = risque marginal, mesure l'évolution d'un actif par rapport à son marché de référence (*cf annexe A.1.4*).

On peut réécrire cette équation de la façon suivante :

$$\mu_i - r = \beta_i (\mu_M - r) .$$

On a alors une relation linéaire entre la prime de risque de l'actif i et son risque marginal. Le coefficient Bêta peut donc s'interpréter comme la sensibilité de la prime de risque du titre par rapport aux fluctuations de la prime de risque du marché. Lorsqu'on trace cette droite dans le plan $[\beta_i; \mu_i]$, on obtient la *Security Market Line* (SML), ou droite de marché des actifs risqués. Elle passe bien évidemment par le point $(0, r)$ correspondant au portefeuille composé uniquement de l'actif sans risque et également par le point $(1, M)$ i.e. le portefeuille du marché composé de tous les actifs risqués (on notera que le Bêta du marché est évidemment égal à 1).

A.6.2 APT

Pour pallier aux restrictions imposées par les hypothèses de MEDAF, Ross (1976) a développé le modèle d'évaluation par arbitrage, ou modèle APT (*Arbitrage Pricing Theory*). Il s'agit d'un modèle financier factoriel, avec comme hypothèse majeure qu'il n'existe aucune opportunité d'arbitrage à l'équilibre. On rappelle qu'un arbitrage est une stratégie permettant de réaliser des gains sûrs, sans risque de perte et qui ne coûte rien à l'investisseur. L'hypothèse d'absence d'opportunité d'arbitrage

est acceptable car si une telle opportunité se présentait, les acteurs la repéreraient et l'exploiteraient massivement, ramenant rapidement les prix des actifs à une valeur supprimant cet arbitrage. D'autre part, le modèle suppose qu'il existe un nombre limité de facteurs de risque systématiques affectant la rentabilité espérée de tous les actifs. Ainsi, on va établir une relation linéaire entre l'espérance de rentabilité d'un titre et ses sensibilités aux facteurs.

On suppose que l'on dispose de n titres et de m facteurs de risques, avec $n \gg m$. Le modèle factoriel linéaire s'écrit alors, pour $i = 1$ à n :

$$R_i = a_i + \sum_{j=1}^m b_{ij} F_j + \varepsilon_i .$$

Avec : $E[\varepsilon_i] = 0$ $E[F_j] = 0$ $cov(\varepsilon_i, F_j) = 0$ $cov(\varepsilon_i, \varepsilon_j) = 0$.
(Les deux dernières contraintes pouvant être relaxées, cf Ingersoll (1984))

Où :

R_i = rentabilité de l'actif i ,

a_i = constante,

b_{ij} = sensibilité de la rentabilité (ou Bêta) du titre i au facteur j (cf annexe A.1.4),

ε_i = risque idiosyncratique de l'actif i .

Au vu des contraintes, on voit immédiatement que : $E[R_i] = a_i$.

Le modèle se réécrit donc :

$$R_i = E[R_i] + \sum_{j=1}^m b_{ij} F_j + \varepsilon_i .$$

Lorsque le modèle vérifie les contraintes d'espérances nulles des ε_i et des F_j , la relation d'arbitrage peut se réécrire sous la forme générale :

$$R_i = r + \sum_{j=1}^m b_{ij} \lambda_j .$$

Avec :

λ_j = prix de marché des risques associés au facteur j ,

r = rentabilité de l'actif sans risque.

En écrivant $\lambda_j = (\delta_j - r)$ la prime de risque associée au facteur j , i.e. l'espérance d'excès de rentabilité par rapport au taux sans risque, alors l'équation devient :

$$R_i = r + \sum_{j=1}^m b_{ij} (\delta_j - r) .$$

C'est cette dernière équation qui est utilisée en pratique, aussi bien pour des actifs individuels ou des portefeuilles. On remarque que dans le cas d'un seul facteur de risque systématique, on retrouve l'équation du MEDAF. Cependant, le MEDAF présente comme équivalent des portefeuilles bien diversifiés ayant le même bêta. Il peut néanmoins y avoir des sensibilités différentes à certains facteurs, qui peuvent être endogènes ou exogènes. C'est tout l'intérêt du modèle APT, qui permet alors aux investisseurs de discriminer les portefeuilles selon ces facteurs.

A.6.3 Fama-French

Ce modèle développé par Fama & French (1992) puis complété par Fama & French (1993) est un modèle multifactoriel à 3 facteurs qui intervient comme une extension du MEDAF, ayant pour objectif

de donner une meilleure estimation des rentabilités espérées. Les 3 facteurs du modèle sont le Bêta, le ratio Valeur Comptable/Valeur de Marché (VC/VM) et la capitalisation boursière. L'équation du modèle telle que donnée par Fama & French (1993) est :

$$E[r_i] - r_f = \beta_i (E[r_m] - r_f) + s_i E[SMB] + h_i E[HML] .$$

Avec :

r_f = taux sans risque.

$E[r_i]$ = rentabilité espérée du titre i .

$E[r_m]$ = rentabilité espérée du portefeuille de marché.

SMB = Small Minus Big, différence entre les rentabilités des titres à faible capitalisation et des titres à forte capitalisation. Il s'agit du facteur de risque lié à la taille, mesurée par la capitalisation boursière.

HML = High Minus Low, différence entre le rendement d'un portefeuille avec un fort ratio (VC/VM) et celui avec un faible ratio (VC/VM). Ce ratio permet de déterminer si les titres sont sur-évalués ou sous-évalués.

β_i = coefficient Bêta du titre i (cf annexe A.1.4).

s_i = coefficient de sensibilité au facteur de taille (capitalisation boursière).

h_i = coefficient de sensibilité au facteur (VC/VM).

Les paramètres de ce modèle sont ensuite estimés avec une régression linéaire, de la forme :

$$r_i - r_f = \alpha_i + \beta_i (r_m - r_f) + s_i SMB + h_i HML + \varepsilon_i .$$

Avec :

ε_i = résidu de la régression,

α_i = coefficient alpha de Jensen, constante du modèle, permettant de mesurer la sur-performance de l'actif par rapport à sa rentabilité théorique calculée à partir du MEDAF. En effet, lorsque α_i , s_i et h_i sont nuls, on retrouve bien le MEDAF (cf annexe A.1.5).

A.6.4 Black-Litterman

Le modèle de Black & Litterman (1992) permet aux investisseurs de combiner leurs propres vues, ou perceptions, concernant les performances d'un ou plusieurs actifs avec les rentabilités espérées du marché à l'équilibre pour construire l'allocation optimale avec une nouvelle estimation mixte des rentabilités espérées.

Cette allocation, aussi appelée allocation mixte d'actifs, est un équilibre entre une allocation tactique de court terme et une allocation stratégique de long terme¹³⁰. En fait, on a un portefeuille de référence lié à l'allocation stratégique, qui correspond aux objectifs au long terme. Il est composé d'actifs du marché ou de classes d'actifs pondérés. Ce portefeuille de référence est combiné avec un portefeuille tactique, composé des vues du gestionnaire souhaitant explorer les opportunités de court-terme pour générer plus de rendements. Ainsi, nous obtenons un mix de deux portefeuilles, où le risque prit sur les choix tactiques ne doit pas altérer les objectifs longs termes du portefeuille de référence.

Posons désormais le cadre mathématique. On se donne :

N = nombre d'actifs présents sur le marché ;

K = nombre d'actifs faisant l'objet d'une vue, $K \leq N$;

π = vecteur des rendements implicites de référence (à l'équilibre) ($N \times 1$) ;

Σ = matrice de covariance des rendements de référence ($N \times N$) ;

130. Bonola & Richard (2009)

P = matrice identifiant les actifs comprenant une vue ($K \times N$) = $\begin{pmatrix} p_{1,1} & \dots & p_{1,N} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ p_{K,1} & \dots & p_{K,N} \end{pmatrix}$;

Q = vecteur contenant les vues ($K \times 1$). Une vue peut être absolue (le rendement de l'actif i sera de 3%) ou relative (le rendement de l'actif i sera 0,2% supérieur à celui de l'actif j). Dans un cas simple à deux actifs ayant une vue, avec une vue absolue de 3% sur l'actif 1 et une vue relative de 0,2% sur l'actif 2, le vecteur Q peut s'écrire $\begin{pmatrix} 3 \\ 0,2 \end{pmatrix}$;

$\Omega = \begin{pmatrix} \omega_1 & 0 \dots & \dots 0 \\ 0 \dots & \omega_k & \dots 0 \\ 0 \dots & 0 & \omega_K \end{pmatrix}$ matrice diagonale de covariance des termes d'erreurs dans les vues, représentant l'incertitude sur chaque vue ($K \times K$) ;

ε = vecteur des termes d'erreur sur les vues, aléatoire, indépendant et suivant une loi normale $N(0, \Omega)$. ($K \times 1$) Si $\varepsilon = 0$, cela signifie que le gestionnaire est certain de ses vues ;

w = vecteur des poids des différents actifs ($N \times 1$) ;

δ = coefficient d'aversion au risque, $\delta = \frac{R_M - r}{w' \Sigma w}$ avec R_M le rendement espéré du portefeuille de marché et r le taux sans risque. Ce coefficient est donc le rapport de la prime de risque sur la variance et caractérise le compromis rendement-risque ;

τ = un scalaire. Il s'agit du paramètre le plus abstrait. Il peut être défini comme une pondération des vues, permettant de contrôler l'importance relative des rendements du marché et des vues tactiques. La façon la plus simple de calibrer le modèle, d'après He & Litterman (1999), est de supposer que ce scalaire vérifie :

$$\frac{\omega_k}{\tau} = p_k \Sigma p_k' .$$

Où $p_k \Sigma p_k'$ représente la variance du portefeuille d'une vue individuelle, avec p_k une ligne de la matrice P correspondant à la $k^{\text{ème}}$ vue.

Ayant dénommé tous les paramètres, nous allons pouvoir expliciter le modèle. Il s'agit d'un problème de minimisation des écarts entre les rendements prévus par le gestionnaire et les rendements du portefeuille de référence, soit :

$$\min_{\mu} (\mu - \pi)' (\tau \Sigma)^{-1} (\mu - \pi) .$$

Sous la contrainte : $P\mu = Q + \varepsilon$, signifiant que le vecteur des rendements pondérés μ sur les actifs ayant des vues dans la matrice P doit être égal aux vues du gestionnaires avec une incertitude (on a donc $P\mu \sim N(Q, \Omega)$).

La solution de ce problème est alors le nouveau vecteur des rendements combinés, défini par :

$$\mu_{BL} = \left[(\tau \Sigma)^{-1} + P' \Omega P \right]^{-1} \left[(\tau \Sigma)^{-1} \pi + P' \Omega^{-1} Q \right] .$$

PORTEFEUILLE DE RÉFÉRENCE ET DÉTERMINATION DE π :

Les rendements implicites à l'équilibre se déterminent par une optimisation inverse de Sharpe (1974) et sont le résultat de l'équation :

$$\pi = \delta \Sigma w_{mkt} .$$

Avec w_{mkt} = vecteur des poids des capitalisations boursières.

En fait, le portefeuille de référence est un portefeuille d'équilibre par hypothèse, donc il peut être déterminé par l'approche moyenne-variance telle que vue précédemment. Ce problème de maximisation de rendement et de minimisation de risque peut se réécrire, en pondérant par l'aversion au risque :

$$\max_w w' \mu - \frac{\delta}{2} w' \Sigma w .$$

La solution est donc de la forme :

$$w = \frac{1}{\delta} (\Sigma)^{-1} \mu .$$

PORTEFEUILLE DE BLACK-LITTERMAN :

Ayant calculé les nouveaux rendements mixtes, on va pouvoir déterminer le portefeuille optimal de Black-Litterman par une approche moyenne-variance de Markowitz. La nouvelle matrice de covariance des rendements combinés est :

$$V = \left[(\tau \Sigma)^{-1} + P' \Omega^{-1} P \right]^{-1} .$$

Preuve : Le lecteur est invité à se référer à Satchell & Scowcroft (2000).

Ainsi, le portefeuille optimal de Black-Litterman est obtenu en résolvant le problème :

$$\max_w \mu_{BL} - \frac{\delta}{2} w' V w .$$

La solution de ce problème est donc :

$$w_{BL} = \frac{1}{\delta} V^{-1} \mu_{BL} .$$

Pour résumer, l'algorithme pour atteindre ce portefeuille est le suivant (où $E[R] = \mu_{BL}$ dans notre cas) ¹³¹ :

131. Idzorek (2005)

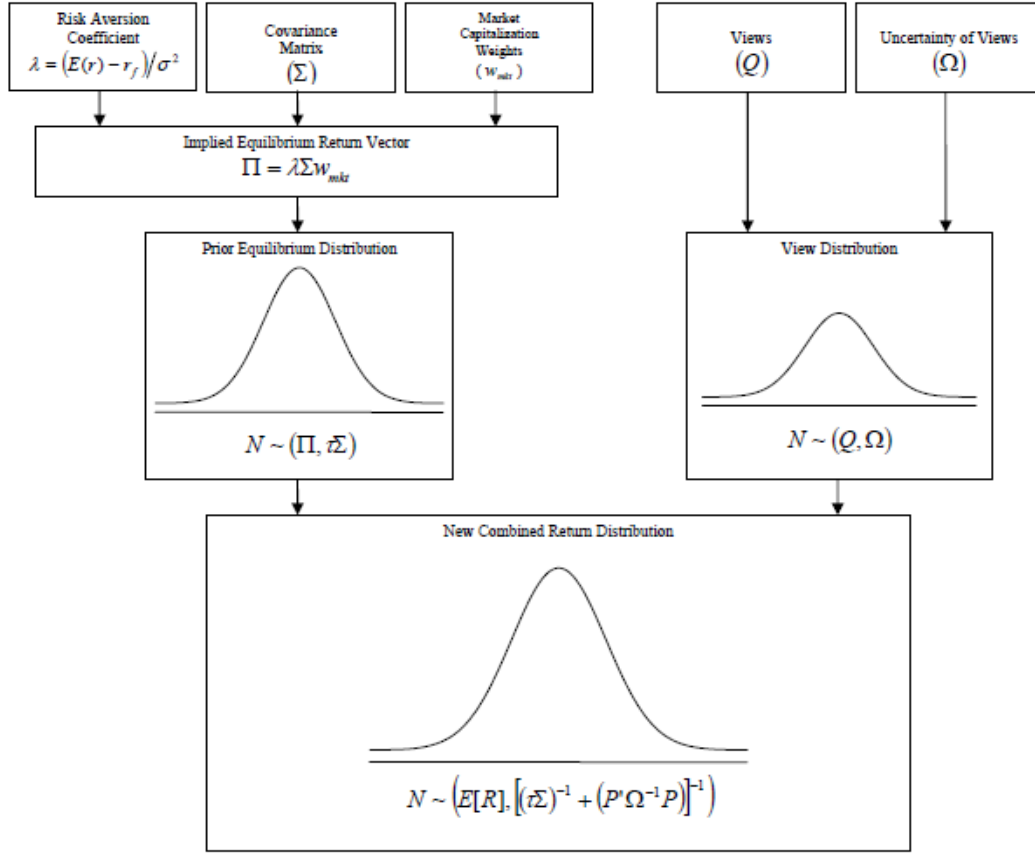


FIGURE A.1 – Algorithme de Black-Litterman.

Le modèle de Black-Litterman permet donc d'offrir au gestionnaire la possibilité d'insérer ses vues dans le problème d'optimisation. On obtient une allocation mixte entre stratégique et tactique.

A.6.5 Downside Risk Minimization

Le *downside risk*, ou risque de détérioration, est le risque que les rendements obtenus soient inférieurs aux rendements espérés suite à une détérioration du marché, ou l'incertitude vis-à-vis de l'ampleur de cette différence. Ce risque peut être mesuré avec la *Value at Risk*, qui représente la perte probable à un horizon de temps et intervalle de confiance donnés (une définition plus précise est donnée en annexe A.1.3).

Comme le résume l'article de Yang et al. (2017), Betterment utilise la méthode de Black-Litterman associée d'une minimisation du risque de détérioration, mesuré avec la VaR. Cela permet de déterminer la frontière efficiente avec des rendements plus mauvais qu'espérés. En effet, Betterment calcule un premier portefeuille à un niveau de risque donné sous différents scénarios de marché et horizons de temps. Il va ensuite simuler les rendements pour des portefeuilles à tous les niveaux de risque (de 0% d'actions à 100%) et comparer les performances à un même percentile (même scénario de marché) sur un horizon de temps fixe. On construit ainsi la courbe des meilleures allocations d'actifs pour les différents horizons de temps sous chaque percentile et donc la courbe des meilleures allocations pour chaque percentile. En calculant la meilleure allocation moyenne pour chaque percentile, on peut alors atteindre l'objectif de minimisation du risque de détérioration en fonction de l'horizon d'investissement.

A.6.6 Full Scale Optimization

L'approche moyenne-variance repose sur la normalité de la distribution et sur une fonction d'utilité quadratique de l'investisseur. Il s'avère cependant que la distribution des rendements probables des actifs possède une asymétrie et un kurtosis qui influent sur les préférences des investisseurs et que cette distribution n'est généralement pas gaussienne. Ainsi, la méthode de *Full-Scale Optimization*, suggérée par Paul A. Samuelson, ne va pas se concentrer uniquement sur les deux premiers moments comme l'approche moyenne-variance, mais sur la distribution empirique entière, avec un choix flexible dans la fonction d'utilité¹³².

Dans le cas du choix d'un portefeuille optimal sur une période, on veut maximiser l'espérance d'utilité :

$$\max_{\theta} U(\theta' R), \theta \in \Omega.$$

Avec :

R = matrice des rendements espérés pour les N actifs sous les T scénarios ($N \times T$);

θ = vecteur contenant le poids de chaque actif ($N \times 1$);

U = fonction d'utilité des rendements espérés;

Ω = matrice des contraintes.

Une fonction d'utilité quadratique implique qu'elle n'utilise que les deux premiers moments. Ici, l'utilité pour chaque pondération θ est calculée à chaque pas de temps, sur l'ensemble R des rendements. Ainsi, toutes les composantes de la distribution empirique des rendements sont considérées. Dans une *Full-Scale Optimization*, les fonctions d'utilité sont généralement bilinéaires ou en forme de S (*S-shaped*).

$$\text{Bilinéaire} : \begin{cases} \ln(1 + r_p) & \text{pour } r_p \geq x \\ P(r_p - x) + \ln(1 + x) & \text{pour } r_p < x, P > 0 \end{cases}.$$

$$S - \text{shaped} : \begin{cases} -A(z - r_p)^{\gamma_1} & \text{pour } r_p \leq z \\ +B(r_p - z)^{\gamma_2} & \text{pour } r_p > z \end{cases}.$$

Ces fonctions d'utilité permettent de mieux décrire le comportement de l'investisseur. Une fonction bilinéaire capture le phénomène d'aversion aux pertes, l'investisseur voulant à tout prix minimiser le risque de pertes. Une fonction *S-shaped* quant à elle traduit le fait qu'un investisseur préfère un gain certain à un gain incertain de plus grande espérance d'utilité et qu'il préfère une perte incertaine à une perte certaine accompagnée de plus grands rendements espérés.

Schwab Intelligent Portfolios¹³³ utilise cette méthode combinée à l'approche moyenne-variance, avec les mêmes rentabilités espérées. Schwab choisi un seuil r_p fixé à 0 et une pente en dessous de ce seuil valant 2, ce qui signifie que l'investisseur veut deux fois plus éviter les pertes que rechercher des gains. Une fois les poids calculés avec les deux méthodes, Schwab effectue simplement une moyenne de ces poids, permettant d'obtenir un équilibre entre la recherche de l'optimum rendement-risque, tout en prenant en compte l'aversion aux pertes.

¹³². Hagströmer et al. (2007)

¹³³. Schwab intelligent portfolios asset allocation white paper.

A.7 Questionnaire et scoring

Questionnaire client :

Q1 : Age <i>Score</i>	18-29 <i>5</i>	30-44 <i>4</i>	45-64 <i>3</i>	65-80 <i>2</i>	>80 <i>1</i>
Q2 : Objectifs d'investissement <i>Score</i>	1 <i>1</i>	2 <i>2</i>	3 <i>3</i>	4 <i>4</i>	5 <i>5</i>
Q3 : Horizon d'investissement <i>Score</i>	1 <i>1</i>	2 <i>2</i>	3 <i>3</i>	4 <i>4</i>	5 <i>5</i>
Q4 : Expérience financière <i>Score</i>	1 <i>1</i>	2 <i>2</i>	3 <i>3</i>	4 <i>4</i>	5 <i>5</i>
Q5 : Patrimoine financier <i>Score</i>	1 <i>1</i>	2 <i>2</i>	3 <i>3</i>	4 <i>4</i>	5 <i>5</i>

Total points:	de 5 à 7	de 8 à 12	de 13 à 17	de 18 à 22	de 23 à 25
Profil	1	2	3	4	5
	<i>sécuritaire</i>	<i>prudent</i>	<i>équilibré</i>	<i>dynamique</i>	<i>audacieux</i>

FIGURE A.2 – Questionnaire et scoring initial avant recueil de satisfaction.

Questionnaire Robo-advisor

Indications :

- Cocher une seule réponse par question.
- En **rouge** : le nombre de points attribué à la réponse.

Situation personnelle :

1 – Quel est votre âge ?

- | | | | | |
|--|---|--|--|--|
| ☐ Moins de 30 ans
0 | ☐ Entre 30 et 45 ans
5 | ☐ Entre 45 et 65 ans
15 | ☐ Entre 65 et 80 ans
25 | ☐ Plus de 80 ans
60 |
|--|---|--|--|--|

2 – Vous êtes ?

- | | |
|----------------------------------|----------------------------------|
| ☐ Homme
0 | ☐ Femme
0 |
|----------------------------------|----------------------------------|

3 – Quelle est votre situation matrimoniale ?

- | | | | |
|--|--|-------------------------------------|---------------------------------|
| ☐ Célibataire
0 | ☐ Marié/pacsé
5 | ☐ Divorcé
10 | ☐ Veuf
0 |
|--|--|-------------------------------------|---------------------------------|

4 – Combien avez-vous de personnes à charge (enfants, parents, ...) ?

- | | | | |
|------------------------------|------------------------------|-------------------------------|------------------------------------|
| ☐ 0
0 | ☐ 1
5 | ☐ 2
10 | ☐ 3 ou +
15 |
|------------------------------|------------------------------|-------------------------------|------------------------------------|

5 – Quelle est votre situation professionnelle ?

- | | | | | |
|--|--------------------------------------|-------------------------------------|---------------------------------------|----------------------------------|
| ☐ Sans emploi
50 | ☐ Etudiant
15 | ☐ Ouvrier
15 | ☐ Technicien
5 | ☐ Cadre
0 |
| ☐ Fonctionnaire
0 | ☐ Retraité
10 | | | |

Projet d'investissement :

6 – Quel est votre objectif principal ?

- | | | | |
|---|--|---|---|
| ☐ Epargne de précaution
60 | ☐ Constituer progressivement une épargne
15 | ☐ Epargner pour un projet
15 | ☐ Aider vos proches
15 |
| ☐ Valoriser un capital
0 | ☐ Préparer votre retraite
10 | ☐ Transmettre un capital
5 | ☐ Compléter vos revenus
15 |

7 – Quel est votre horizon d'investissement ?

- | | | | | |
|--|--|---|--|---|
| ☐ Moins d'1 an
35 | ☐ Entre 1 et 4 ans
15 | ☐ Entre 4 et 8 ans
5 | ☐ Entre 8 et 30 ans
0 | ☐ Plus de 30 ans
-10 |
|--|--|---|--|---|

8 – Pour ce placement, vous souhaiteriez ?

- | | |
|--|-----|
| ☐ Un placement sûr quitte à bénéficier d'une performance faible | 15 |
| ☐ Accepter un risque faible (10% de pertes) pour améliorer un peu le rendement de votre placement | 5 |
| ☐ Prendre un risque mesuré (15% de pertes) pour améliorer le rendement de votre placement | 0 |
| ☐ Avant tout un rendement élevé quitte à prendre des risques importants en capital (>=25% de pertes) | -10 |

○ Moins de 20% ○ Entre 20 et 50% ○ Entre 50 et 75% ○ Plus de 75%

10 – Quelles sont vos capacités d'épargne annuelles (en % de vos revenus) ?

○ Moins de 10% ○ Entre 10 et 30% ○ Entre 30 et 50% ○ Plus de 50%

11 – Quel est le montant de votre patrimoine financier ?

	○ Moins de 4300€	○ Entre 4300 et 34100€	○ Entre 34100 et 158000€	○ Entre 158000 et 278000€	○ Plus de 278000€
-45 ans	50	25	10	5	0
-30 ans	25	15	5	0	-5
	15	5	0	-5	-10

12 – Comment votre patrimoine financier est-il réparti ? (Indiquer le montant en €)

Support	Sécurisé	Risqué
Livrets (A, B, LDD)	€	NA
Epargne logement (CEL, PEL)	€	NA
PEP	€ (Fonds €)	€ (UC)
Assurance-vie et/ou PERP	€ (Fonds €)	€ (UC)
PEA, Compte-titres, SICAV, FCP	€ (Monétaire)	€ (Autre)
Epargne salariale (PEE, PERCO)	€	€

○ % sécurisé > 60% 30% < %sécurisé < 60% ○ %sécurisé < 30%

13 – Etes-vous propriétaire de votre résidence principale ?

☐ Oui ☐ Non

0 5

14 – Possédez-vous des biens immobiliers offrant des revenus locatifs ?

○ Oui ○ Non

15 – Avez-vous des dettes (crédits à rembourser, ...) ?

☐ Oui 10
☐ Non 0

Expérience et connaissances financières :

16 – Votre connaissance des marchés financiers est ?

○ Inexistante ○ Modérée ○ Correcte ○ Bonne

10 5 0 -5

17 – Si vos placements venaient à baisser de 15%, vous auriez tendance à :

- Tout vendre 10
- Vendre la partie ayant le plus baissé 5
- Attendre que les valeurs remontent 0
- Profiter de la baisse pour investir -5

18 – Avez-vous déjà réalisé des transactions sur des OPCVM (Organisme de Placement Collectif en Valeurs Mobilières) monétaires ou fonds garantis ?

- ☐ Oui ☐ Non
0 0

19 – Avez-vous déjà réalisé des transactions sur des obligations ou actions ?

- ☐ Oui ☐ Non
-5 0

20 – Avez-vous déjà réalisé des transactions sur des produits dérivés, warrant, OPCVM ou actions sur Marchés émergents, OPCVM Gestion alternative ?

- ☐ Oui ☐ Non
-10 0

21 – "Une perspective de gain élevé implique un risque de perte de capital fort."

- ☐ Vrai ☐ Faux ☐ Je ne sais pas
0 5 5

22 – "Un ETF (Exchange Traded Fund) est un fonds à capital garanti."

- ☐ Vrai ☐ Faux ☐ Je ne sais pas
5 -5 0

23 – "En déléguant la gestion de mon épargne, je renonce à prendre moi-même des décisions sur mon investissement."

- ☐ Vrai ☐ Faux ☐ Je ne sais pas
0 5 5

Score et profil de risque :

Total points	Moins de 5	Entre 5 et 35	Entre 35 et 70	Entre 70 et 95	Plus de 95
Profil	5	4	3	2	1
<i>Description</i>	<i>Audacieux</i>	<i>Dynamique</i>	<i>Équilibré</i>	<i>Prudent</i>	<i>Sécuritaire</i>

A.8 Méthodes de classification

A.8.0.1 Arbre de décision

L'idée est de construire un arbre de décision, inspiré de l'approche CART, pour déterminer le profil de risque à partir des variables clients et de leur satisfaction. L'hyperparamètre à optimiser est la profondeur de l'arbre. Après une étude, en se servant de la fonction *GridSearchCV*, il a été établi que la profondeur optimale était de 5. Cependant, pour un soucis de lisibilité, nous avons opté pour un arbre de profondeur 4, ce qui réduit légèrement le score de la validation croisée mais influe peu sur la précision de la classification.

Finalement, l'arbre obtenu est :

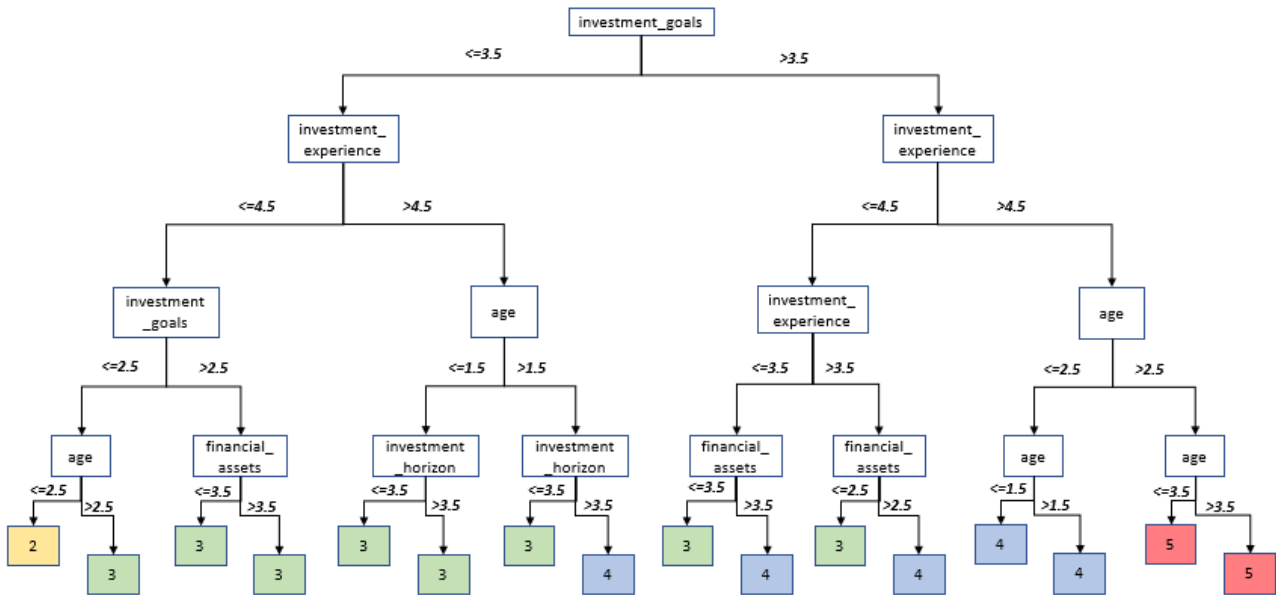


FIGURE A.3 – Arbre de décision.

A.8.1 Random Forests

Le but de cette méthode est de créer un grand nombre B d'arbres partiellement indépendants, pour réduire la dépendance à l'ordre des prédicteurs. Pour cela¹³⁴, on effectue d'abord un double échantillonnage : sur les observations, par la méthode du *Bootstrap* (tirage avec remise d'un nombre d'observations identique à celui des données initiales) et sur les p prédicteurs, en choisissant uniquement un nombre réduit $m < \sqrt{p}$. À partir de ces échantillons, on crée alors B ensembles d'apprentissage. Sur chaque ensemble, on construit un arbre de décision. Finalement, on retient le résultat majoritaire parmi les B arbres.

Dans notre étude, les hyperparamètres optimaux sont :

- profondeur : 5
- nombre d'arbres : 3701

134. Forêt d'arbres décisionnels, Wikipédia

A.8.2 *ExtraTrees*

La méthode *ExtraTrees* (pour *Extremely Randomized Trees*) est une méthode similaire aux *random forests*, dans le sens où elle va construire un grand nombre d'arbres de décisions aléatoires sur plusieurs sous-ensembles du jeu de données et moyenner les résultats pour améliorer la qualité de la prédiction.

La différence de cette méthode est qu'elle ne cherche pas le point de coupure optimal à chaque node, mais elle le choisit aléatoirement. Cela permet, dans le cas de données possédant un grand nombre de variables numériques, d'améliorer la précision et de réduire le coût de la recherche du point de coupure optimal.

Les hyperparamètres optimaux de ce modèle sont :

- nombre d'arbres : 151.
- profondeur : 9.
- max_feature : 1. Il s'agit du nombre de variables à considérer dans la recherche de la meilleure séparation.
- critère : indice de gini, pour mesurer la qualité d'une séparation.

A.8.3 *Gradient Boosting*

La méthode du *Gradient Boosting* (ou *Gradient Tree Boosting* ici) est encore une méthode ensembliste visant à agréger plusieurs arbres de décision. Elle se déroule par étape de façon séquentielle : un premier modèle est entraîné, puis le gradient de la fonction de perte est calculé. La méthode va ensuite entraîner de nouveaux arbres sur le gradient négatif. Cela permet de sur-pondérer les mauvaises prédictions grâce à la méthode du gradient descendant et donc d'effectuer un *boosting*.

Dans notre application, les hyperparamètres sont :

- nombre d'arbres : 801
- profondeur : 4
- learning rate : 0.8
- max_feature : 1

A.8.4 *LightGBM*

La méthode *LightGBM* est elle aussi une méthode de gradient boosting basée sur des arbres de décisions. Cependant, elle se démarque en construisant des arbres verticalement (*leaf-wise*) et non horizontalement (*level-wise*). En fait, l'algorithme va choisir la feuille avec le plus grand delta de perte pour agrandir l'arbre. Ainsi, en poursuivant la construction sur la même branche, cette méthode va réduire les pertes de façon plus significative que les méthodes évoluant horizontalement. Son avantage par rapport aux autres méthodes est qu'elle peut gérer des données volumineuses de façon beaucoup plus rapide.

Le fonctionnement est résumé dans le graphique suivant ¹³⁵ :

135. What is LightGBM, How to implement it? How to fine tune the parameters?, Pushkar Mandot, 2017

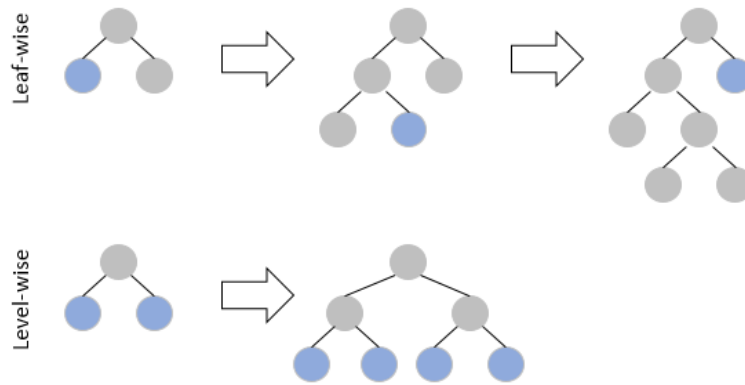


FIGURE A.4 – Fonctionnement *LightGBM*.

Dans notre application, les hyperparamètres sont :

- nombre d’arbres : 201
- profondeur : 4
- learning rate : 0.1
- objective : régression logistique
- subsample : 0.5. Un *bagging* (*bootstrap aggregating*) est effectué sur des sous-échantillons de taille divisée par 2. Ce paramètre permet d’améliorer la vitesse d’exécution de la méthode.
- colsample_bytree : 0.5. Sélectionne aléatoirement 50% des *features* avant d’entraîner chaque arbre. Cela permet d’accélérer l’apprentissage et de contrôler le sur-apprentissage.

A.8.5 *AdaBoost*

AdaBoost est un algorithme de machine learning permettant d’améliorer les performances d’un unique estimateur en utilisant un ensemble d’estimateurs. À la première itération, *AdaBoost* entraîne un modèle simple sur les données, pour ensuite entraîner des copies de ce modèle en ajustant les poids pour se concentrer sur les individus ayant été mal classés. Cette méthode de *boosting* va donc se focaliser sur les défauts de la classification pour l’améliorer.

Dans notre étude, les hyperparamètres sont les suivants :

- estimateur : l’estimateur de base est un arbre de décision.
- nombre d’estimateurs : 51
- learning rate : 0.7. Ce paramètre réduit la contribution de chaque estimateur. Il s’agit d’avoir un compromis entre nombre d’estimateurs et learning rate.

A.8.6 *Support Vector Machine*

Les machines à vecteurs de support ou séparateurs à vaste marge (SVM) permettent de classer les individus en reformulant le problème sous la forme d’une optimisation quadratique. Brièvement, leur fonctionnement peut être résumé comme suit ¹³⁶ :

- Séparation des classes : les SVM cherchent à séparer de façon optimale les individus avec comme objectif de trouver les hyperplans séparateurs maximisant l’écart entre deux classes, écart plus communément appelé « marge ». Les points de l’ensemble des données situés sur les frontières

136. svm doc, CRAN-R

de cette marge sont appelés : « vecteurs supports », l'hyperplan séparateur se trouvant au milieu de la marge. Cette approche est illustrée ci-après :

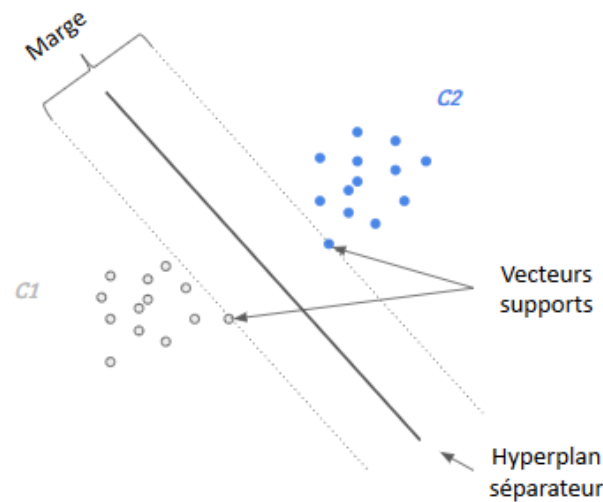


FIGURE A.5 – Classification avec les SVM.

- Chevauchement de classes : si certains points se situent du mauvais côté de la frontière, leur poids est alors diminué pour réduire leur influence.
- Non-linéarité : il est possible qu'il n'existe pas d'hyperplan linéaire. L'idée des SVM est alors de projeter les données dans un espace de dimension plus grande jusqu'à isoler une séparation linéaire. Cette étape est réalisée avec la technique du noyau.
- Solution : l'atout majeur des SVM est que le problème à résoudre se reformule sous la forme d'un programme d'optimisation quadratique, pour lequel les méthodes de résolutions sont connues.

Les hyperparamètres optimaux sont les suivants :

- noyau : polynômial de degré 3.
- C : 1. Ce paramètre C est la pénalité infligée au terme d'erreur.

A.8.7 Réseau de neurones

Une autre approche envisagée pour prédire le profil de risque des individus est la construction d'un réseau neuronal. Pour rappel, un neurone est une représentation graphique du processus de réponse à une série d'entrées. Le neurone reçoit des variables en entrée affectées d'un poids, puis leur somme pondérée est transformée par une fonction d'activation pour obtenir une réponse en sortie. Visuellement, un neurone se représente ainsi ¹³⁷ :

137. Réseau de neurones artificiels, Wikipédia

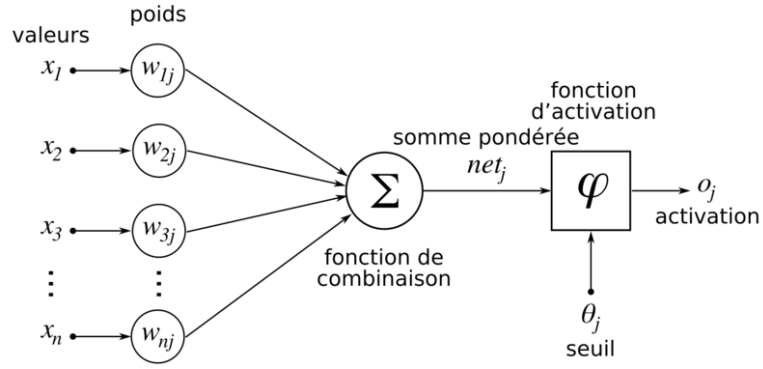


FIGURE A.6 – Représentation d'un neurone.

En choisissant une fonction d'activation non linéaire, le neurone peut alors capter des non-linéarités. Un réseau de neurone multicouche est une succession de neurones, chaque couche étant une colonne de neurones intermédiaire.

Dans ce modèle, les hyperparamètres optimaux sont :

- fonction d'activation : logistic¹³⁸.
- solveur : « lbfgs », appartenant à la famille des méthodes de Quasi-Newton. Ce solveur sert à optimiser les poids.
- neurones cachés : deux couches de respectivement 5 et 3 neurones.

Finalement le réseau construit se représente ainsi :

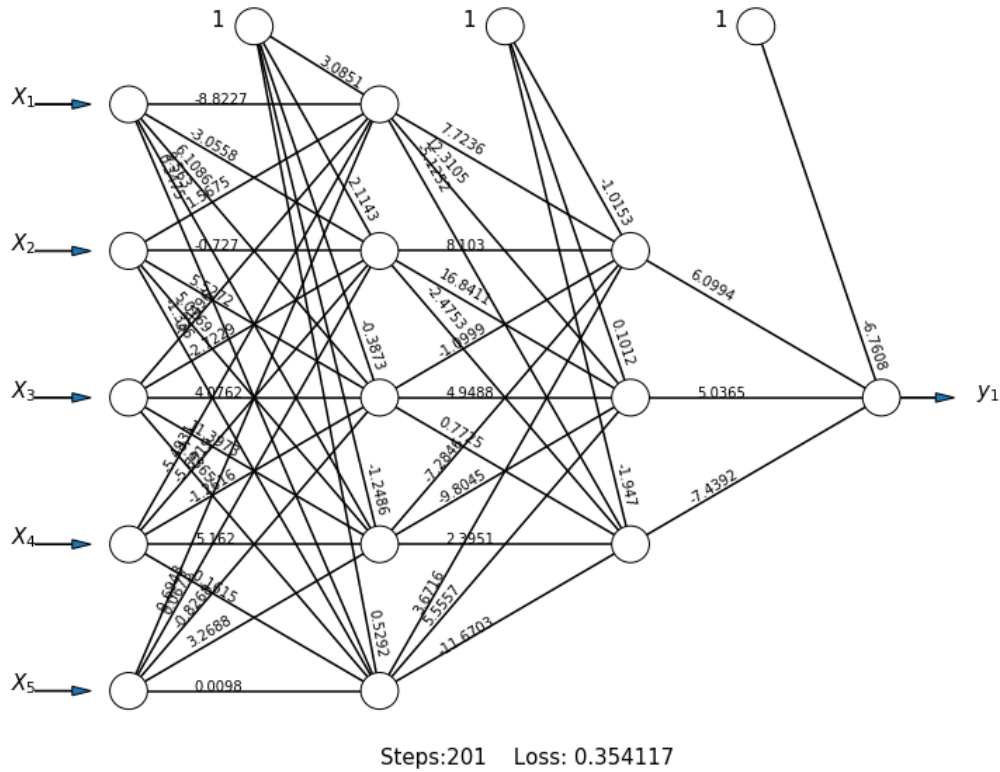


FIGURE A.7 – Réseau de neurones.

138. $f(x) = \frac{1}{1+e^{-x}}$

A.9 Panier d'ETFs pour le *robo-advisor* maison

Dénomination	Type	Symbole
iShares Europe ETF	Europe Stock	IEV
Vanguard S&P 500 ETF	US Stock	VOO
iShares JPX-Nikkei 400 ETF	Japan Stock	JPXN
Xtrackers MSCI AP ex Jpn Hdg Eq ETF	Asia/Pacific ex Japan Stock	DBAP
iShares JP Morgan USD Em Mkts Bd ETF	Emerging Bond	EMB
iShares iBoxx \$ High Yield Corp Bd ETF	High-yield Bond	HYG
Vanguard Interm-Term Corp Bd ETF	Corporate Bond	VCIT
iShares International Treasury Bond ETF	Treasury Bond	IGOV
iShares Global Materials ETF	Natural resources	MXI
iShares Premium Money Market ETF	Liquidity	CMR.TO

FIGURE A.8 – Panier d'ETFs.

A.10 Calcul des indicateurs du règlement PRIIPs

A.10.1 Indicateur Synthétique de Risque

L'ISR est calculé par la mesure du risque de marché et la mesure du risque de crédit.

A.10.1.1 Mesure du risque de marché

En se référant aux normes techniques de réglementation¹³⁹, nous allons détailler le processus de détermination de la classe de MRM (Mesure du Risque de Marché) du PRIIP :

- Le calcul de la VaR s'effectue à partir des moments de la distribution des rendements du portefeuille, observée sur les cinq dernières années. Dans notre étude, nous possédons effectivement un historique sur 5 ans pour chaque actif, à une maille quotidienne (les observations étant disponibles quotidiennement, un historique de deux ans suffirait).
- Pour chaque période d'observation, i.e chaque jour, le rendement se calcule par le logarithme népérien du rapport entre le prix de clôture à l'issue de la période en cours et le prix de clôture à l'issue de la période précédente.
- Il faut ensuite calculer la valeur en risque dans le temps de retour (VaR_{return_space}), donnée

139. RÈGLEMENT DÉLÉGUÉ (UE) 2017/653 DE LA COMMISSION du 8 mars 2017, Annexe II, Partie 1, §9-15

par le développement de Cornish-Fisher :

$$VaR_{return_space} = \sigma\sqrt{N} \left(-1,96 + 0,474 \times \frac{\mu_3}{\sqrt{N}} - 0,0687 \times \frac{\mu_4}{N} + 0,146 \times \frac{\mu_3^2}{N} \right) - 0,5\sigma^2 N .$$

où N est le nombre de périodes de négociation durant la période de détention recommandée et σ , μ_3 , μ_4 sont respectivement la volatilité, le coefficient d'asymétrie et le coefficient d'excès d'aplatissement. Ces coefficients sont déterminés à partir des moments de la distribution des rendements :

M_0 = nombre d'observations.

M_1 = moyenne des rendements.

$\sigma = \sqrt{M_2} = \sqrt{\sum_i \frac{(r_i - M_1)^2}{M_0}}$ avec r_i le rendement de la $i^{\text{ème}}$ période.

$$\mu_3 = \frac{\sum_i \frac{(r_i - M_1)^3}{M_0}}{\sigma^3} .$$

$$\mu_4 = \frac{\sum_i \frac{(r_i - M_1)^4}{M_0}}{\sigma^4} - 3 .$$

- Ayant calculé la VaR_{return_space} , on peut déterminer la volatilité équivalente à la VaR (VEV) de la façon suivante :

$$VEV = \frac{\sqrt{(3,842 - 2 \times VaR_{return_space})} - 1,96}{\sqrt{T}} .$$

avec T la période de détention recommandée (en années).

- Connaissant la VEV , on peut déterminer la classe de MRM (Voir 1.2.2.2).

A.10.1.2 Mesure du risque de crédit

Pour évaluer le risque du PRIIP, il est nécessaire de considérer le risque de crédit. Le processus d'évaluation est lui aussi détaillé dans le règlement délégué¹⁴⁰. L'initiateur doit définir *ex ante* un ou plusieurs organismes externes d'évaluation du crédit (OEEC), dont les évaluations de crédit serviront de référence au calcul du risque de crédit. Si l'initiateur se retrouve avec plusieurs évaluations de crédit, il doit choisir la médiane de ces évaluations ou la plus faible des deux valeurs centrales si le nombre est pair. Si aucune information n'est disponible auprès des OEEC, l'échelon est fixé à 3 « si le débiteur est soumis, en tant qu'établissement de crédit ou entreprise d'assurance, au droit de l'Union applicable ou à un cadre juridique jugé équivalent selon le droit de l'Union, et si l'État membre où est domicilié le débiteur relèverait de l'échelon 3 de qualité du crédit » et à l'échelon 5 autrement.

Connaissant l'échelon de crédit, il est ensuite ajusté en fonction de la période de détention recommandée par l'initiateur du PRIIP :

140. RÈGLEMENT DÉLÉGUÉ (UE) 2017/653 DE LA COMMISSION du 8 mars 2017, Annexe II, Partie 1, §37-51

Echelon de qualité du crédit	Echelon ajusté de qualité du crédit des PRIIP dont l'échéance ou, à défaut, la période de détention recommandée, est inférieure à 1 an	Echelon ajusté de qualité du crédit des PRIIP dont l'échéance ou, à défaut, la période de détention recommandée, se situe entre 1 et 12 ans	Echelon ajusté de qualité du crédit des PRIIP dont l'échéance ou, à défaut, la période de détention recommandée, est supérieure à 12 ans
0	0	0	0
1	1	1	1
2	1	2	2
3	3	3	3
4	4	4	5
5	5	5	6
6	6	6	6

FIGURE A.9 – Ajustement de l'échelon de crédit.

A cet échelon de crédit ajusté est ensuite attribué une valeur de MRC (mesure du risque de crédit), conformément à la figure 1.9.

A.10.2 Scénarios de performance

Pour donner une indication au client quant à l'évolution probable de son portefeuille, il convient de tracer les scénarios de performances de ce dernier. En suivant le règlement délégué précédemment cité, nous allons détailler la méthode de calcul des 4 scénarios, à savoir favorable (valeur du PRIIP au 90e centile), intermédiaire (valeur du PRIIP au 50e centile), défavorable (valeur du PRIIP au 10e centile) et un scénario de tension. En reprenant les notations précédentes, le calcul des valeurs attendues en fin de période de détention recommandée pour un PRIIP de catégorie 2 se détermine de la façon suivante :

— favorable :

$$\exp \left(M1 \times N + \sigma \sqrt{N} \times \left(1,28 + 0,107 \times \frac{\mu_3}{\sqrt{N}} - 0,0724 \times \frac{\mu_4}{N} + 0,0611 \times \frac{\mu_3^2}{N} \right) - 0,5 \times N \times \sigma^2 \right) .$$

— intermédiaire :

$$\exp \left(M1 \times N - \sigma \times \frac{\mu_3}{6} - 0,5 \times N \times \sigma^2 \right) .$$

— défavorable :

$$\exp \left(M1 \times N + \sigma \sqrt{N} \times \left(-1,28 + 0,107 \times \frac{\mu_3}{\sqrt{N}} + 0,0724 \times \frac{\mu_4}{N} - 0,0611 \times \frac{\mu_3^2}{N} \right) - 0,5 \times N \times \sigma^2 \right) .$$

— tensions : le scénario sous tensions contient les étapes suivantes :

— sous-intervalle w : selon la profondeur et la maille de l'historique, on détermine des sous-intervalle de taille w en se basant sur le tableau suivant :

	1 an	> 1 an
Prix quotidiens	21	63
Prix hebdomadaires	8	16
Prix mensuels	6	12

— identification, pour chaque sous-intervalle, des rendements historiques log-normaux r_t .

— mesure de la volatilité à partir de $t_i = t_0$ glissant jusqu'à $t_i = t_{n-w}$ où n est le nombre total d'observations :

$${}_{t_i}^w \sigma_s = \sqrt{\frac{\sum_{t_i}^{t_i+w} (r_{t_i} - {}_{t_i}^{t_i+w} M_1)^2}{M_w}} .$$

Avec M_w le nombre d'observations dans le sous-intervalle et ${}_{t_i}^{t_i+w}M_1$ la moyenne des rendements dans le sous-intervalle.

- inférer la valeur correspondant au 99e centile pour 1 an et au 90e centile pour les autres périodes de détention. Cette valeur est la volatilité sous tension ${}^w\sigma_s$.
- enfin, connaissant la volatilité sous tensions, la valeur attendue en fin de période de détention est déterminée par :

$$\exp \left[{}^w\sigma_s \times \sqrt{N} \times \left(z_\alpha + \frac{z_\alpha^2 - 1}{6} \times \frac{\mu_3}{\sqrt{N}} + \frac{z_\alpha^3 - 3z_\alpha}{24} \times \frac{\mu_4}{N} - \frac{2z_\alpha^3 - 5z_\alpha}{36} \times \frac{\mu_3^2}{N} \right) - 0,5 \times N \times {}^w\sigma_s^2 \right].$$

où z_α est une valeur sélectionnée propre du PRIIP au centile extrême qui correspond à 1% pour 1 an et à 5% pour les autres périodes de détention.

Si la période de détention recommandée est comprise entre 1 et 3 ans, les performances doivent être tracées à deux échéances : à 1 an et à la fin de la période de détention recommandée. Si cette dernière est supérieure à 3 ans, alors on trace en plus des deux valeurs précédentes la valeur à la moitié de la période de détention recommandée.

A.11 Algorithme DBSCAN

L'algorithme DBSCAN (*density-based spatial clustering of applications with noise*) a été élaboré par Martin Ester, Hans-Peter Kriegel, Jörg Sander et Xiaowei Xu en 1996. Il s'agit d'une alternative au partitionnement avec la méthode des *k-means*, puisque cette dernière ne forme que des *clusters* convexes : par exemple, elle ne pourra pas résoudre des problèmes de cercles imbriqués tels que présentés en figure A.10¹⁴¹.

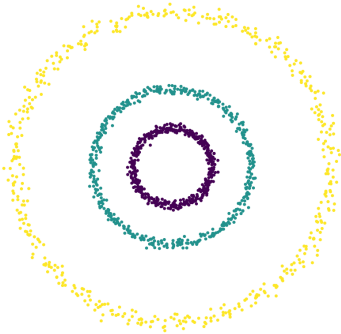


FIGURE A.10 – *Clustering* de cercles imbriqués.

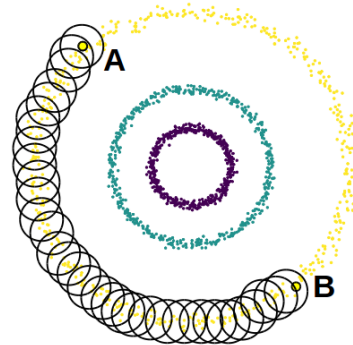


FIGURE A.11 – Points atteignables par densité.

Pour palier ce problème, DBSCAN propose un *clustering* basé sur la densité estimée des *clusters* pour effectuer la segmentation. Cela va permettre d'associer des points très éloignés si on les reliait par un segment, mais atteignables par un chemin de proche en proche sans traverser d'autres *clusters*. Ainsi, pour tous les points à classer, l'algorithme va calculer l'ensemble des points atteignables par densité. Pour cela, il est nécessaire de fixer 2 paramètres :

- ϵ : la distance entre les points.
- *MinPts* : le nombre minimum de points pour constituer un *cluster*.

141. Partitionnez vos données avec DBSCAN, OpenClassrooms

Explicitons maintenant le fonctionnement de la méthode. DBSCAN va d'abord choisir un point x et calculer son ϵ -voisinage :

Définition : Soit $\epsilon \in \mathbb{R}$ et un point x de l'ensemble X . L' ϵ -voisinage de x est l'ensemble :

$$V_\epsilon = \{v \in X \mid d(v, x) < \epsilon\} ;$$

i.e l'ensemble des points à une distance inférieure à ϵ de x .

Si l' ϵ -voisinage calculé contient au moins *MinPts* points, on dit que x est un point intérieur. Il est alors ajouté au cluster. L'algorithme va ensuite construire les ϵ -voisinages de chacun de ces *MinPts* points et répéter l'opération jusqu'à ne plus pouvoir agrandir le groupe. Finalement, un *cluster* sera un ensemble de points connectés par densité (ou atteignables par densité), c'est-à-dire dont on peut joindre deux points par une suite d' ϵ -voisinages d'au moins *MinPts* points. Ce procédé est présenté schématiquement en figure A.11 ¹⁴².

Si au terme des itérations un point n'est pas un point intérieur, il est classifié comme du bruit. Cela ne l'empêchera néanmoins pas d'être ensuite affecté à un autre cluster en changeant le voisinage. Un point considéré comme du bruit à la fin de l'algorithme sera considéré comme une donnée aberrante.

142. Partitionnez vos données avec DBSCAN, OpenClassrooms