SCORPapers

By Sylvain Detroulleau et Sandrine Mouret, ENSAE

sandrine.mouret@fr.ey.com sylvain.detroulleau@optimindwinter.com

Lauréats du Prix Français de l'Actuariat, 2014

Un texte paraissant dans SCOR Papers n'engage que son/ses auteur(s). En publiant un article dans SCOR Papers, SCOR ne prend pas position au sujet des opinions exprimées par son auteur et dégage toute responsabilité pour les informations inexactes, erreurs de droit et opinions émises dans SCOR Papers par l'/les auteur(s).



Modèle ALM : Apport de la Logique Floue dans la modélisation des comportements

Résumé

Les réformes introduites par Solvabilité 2 préconisent une nouvelle manière de valoriser le bilan des sociétés d'assurance. Les actifs et passifs sont désormais évalués selon le principe de la « juste valeur » : les actifs sont calculés en valeur de marché tandis que les passifs sont estimés selon le « Best Estimate ». En assurance vie, et plus particulièrement dans le secteur de l'épargne, il est nécessaire de modéliser l'ensemble des interactions possibles entre le portefeuille d'actifs et celui de passifs. Les modèles ALM (Asset Liability Management) visent à projeter l'intégralité de ces interactions, en intégrant au-delà des hypothèses financières et techniques, des hypothèses de comportements des assurés et du management. Ces lois comportementales, telles que les lois de rachats pour les assurés et la politique de taux servis pour le management, peuvent soulever des difficultés quant à leur calibrage, leur modélisation et plus largement leur justification.

Compte tenu de l'impact structurant des lois comportementales dans l'évaluation du Best Estimate, l'objectif de notre étude est de proposer une modélisation alternative aux modélisations des lois comportementales traditionnellement implémentées dans les modèles ALM. Nous nous sommes intéressés à une théorie fondée sur la logique humaine et largement éprouvée dans d'autres secteurs d'activités comme l'industrie : la logique floue.

Au cours de notre étude, nous modélisons par la logique floue le comportement des assurés en matière de rachats conjoncturels et celui des assureurs en ce qui concerne l'objectif de taux servis. Le modèle construit permet d'aboutir à une décision chiffrée tout en simulant une réflexion humaine où les critères sont exprimés de façons linguistiques. Nous aboutissons à des résultats encourageants. Nous démontrons que l'approche floue permet à la fois de justifier et généraliser la fonction de rachats conjoncturels de l'ACPR et, qu'une modélisation floue de la politique de taux servis allie optimisation et représentation réelle de la politique du management.

¹ Moyenne pondérée par les probabilités d'occurrence des flux de trésoreries futurs (prestations, frais,...) en tenant compte de la valeur temps de l'argent, et en utilisant une structure par termes des taux d'intérêt.

Autorité de Contrôle Prudentiel et de Résolution.

1 Méthodes traditionnelles de modélisations comportementales dans un modèle ALM

La réalisation de l'étude a nécessité la mise en œuvre d'un modèle ALM capable de déterminer le Best Estimate dune société dassurance vie fictive, et plus précisément un produit dépargne simple.

1.1 Interactions actifs-passifs

Dans le cadre de notre société d'assurance vie, les interactions Actif-Passif proviennent des options et garanties qui accompagnent le contrat d'épargne et qui sont directement liées à l'Actif de l'assureur et à la manière dont il le gère.

La clause de participation aux bénéfices est par exemple une garantie qui donne droit à l'assuré à un pourcentage minimal des produits financiers effectués par l'assureur à partir des encours. Le montant dont disposeront les assurés au titre de cette close dépend donc de la structure de l'Actif (composition, maturité, risques,...) et de son évolution dans le temps. L'évaluation de l'engagement de l'assureur auprès des assurés ne peut pas être dissociée des choix futurs de l'assureur sur la gestion de son Actif.

L'évaluation d'un Best Estimate doit nécessairement inclure la valorisation des options et garanties à leur juste valeur. Pour cela, il est préférable d'utiliser des techniques de simulations via un modèle ALM.

Ci-dessous un exemple simplifié de valorisation du taux minimal garanti (TMG) selon une approche déterministe ou stochastique :

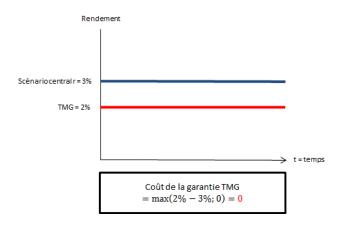


FIGURE 1 – Valorisation du TMG selon une approche déterministe

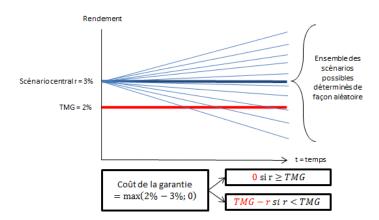


FIGURE 2 - Valorisation du TMG selon une approche stochastique

En se basant sur une situation moyenne, un scénario déterministe ne valorise pas correctement le coût d'une garantie de TMG, puisque dans cet unique scénario l'assureur est en mesure d'honorer son engagement via le rendement de ses actifs. En revanche, le recours à une approche stochastique ¹ permet de valoriser à sa juste valeur ² le coût de la garantie.

1.2 Le modèle ALM

Le recours à un modèle prospectif de type « Actif - Passif » est essentiel pour capter l'ensemble des interactions actifs-passifs. La technique de simulation utilisée au sein de l'outil ALM réalisé au cours de notre étude est la méthode de Monte-Carlo qui repose sur la loi des grands nombres. Pour rappel, il s'agit d'effectuer un grand nombre de scénarios, générés de manière indépendante, afin d'obtenir une approximation proche de la vraie valeur du Best Estimate.

^{1.} Ensemble de scénarios déterminés de façon aléatoire autour d'une moyenne.

^{2.} Pour un nombre suffisant de scénarios.

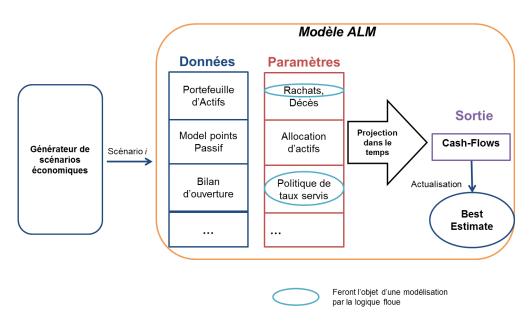


FIGURE 3 - Modèle ALM

L'outil ALM fonctionne de la manière suivante. Dans un premier temps, le générateur de scénario économique risque neutre génère 1000 scénarios économiques qu'il transmet au cœur de l'outil ALM dont le rôle est de projeter, pour chaque scénario, l'activité de la compagnie sur l'horizon de projection 3. Pour cela, le modèle a besoin d'une part de données sur l'Actif (structure, allocation,...) et sur le Passif. Les assurés sont regroupés dans des classes homogènes, couramment appelées « model point ». D'autre part le modèle requiert un certain nombre d'hypothèses dont certaines portent sur le comportement des assurés (lois de rachats, lois de mortalité,...) et d'autres sur les prises de décisions du management de la compagnie d'assurance (allocation des actifs, politique de taux servis,...). Après projection de l'activité, le modèle obtient en sortie les cash-flows de la compagnie d'assurance, qui après actualisation au taux sans risque 4, donne le « Best Estimate » du scénario considéré. Par application de la loi des grands nombres, le Best Estimate de la société s'obtient en faisant la moyenne des scénarios.

Best estimate =
$$E^{Q \otimes P}(\sum_{n=1}^{30} \delta_n \times C_n) \approx \frac{1}{1000} \sum_{i=1}^{1000} \sum_{n=1}^{30} \delta_n^i \times C_n^i$$

οù

- δ_n^i est le facteur d'actualisation en zéro intervenant l'année n dans le scénario i
- C_n^i est la somme des cash flows intervenant l'année n dans le scénario i

^{3. 30} ans par hypothèse.

^{4.} Pour rappel, le Best Estimate se valorise dans un univers risque neutre.

La modélisation des comportements occupe une place centrale au sein des modèles ALM. Cependant, malgré un impact non négligeable sur la valorisation du Best Estimate, le choix de la modélisation des comportements et de leur justification pose de nombreux problèmes. C'est notamment le cas des deux lois comportementales introduites dans les deux sous-parties suivantes.

1.3 Les rachats conjoncturels

1.3.1 L'option de rachat

Le « rachat » est une option figurant dans le contrat qui permet à l'assuré de récupérer, lorsqu'il le souhaite, une partie ou l'intégralité de son épargne. On distingue communément deux types de rachats :

· Les rachats structurels

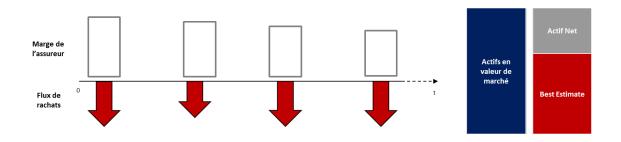
Les rachats structurels sont les rachats expliqués par la structure du Passif de l'assureur (clauses des contrats, ancienneté des assurés).

Les rachats conjoncturels

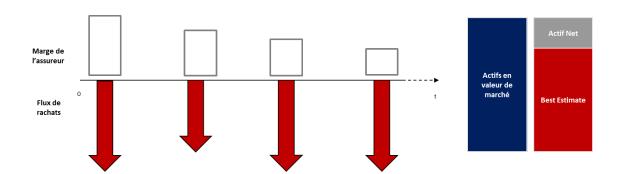
Les rachats conjoncturels sont les rachats liés à la conjoncture économique, et plus précisément à la performance de la compagnie d'assurance vis-à-vis de cette conjoncture.

1.3.2 L'enjeu de l'estimation des rachats au sein du dispositif Solvabilité 2

En épargne, la marge de l'assureur sur la durée de vie du contrat est liée à la capacité de détenir l'encours de l'assuré sur le long terme. En effet, plus l'encours sera grand et plus l'assiette des produits financiers à répartir entre assureur et assuré sera élevée.

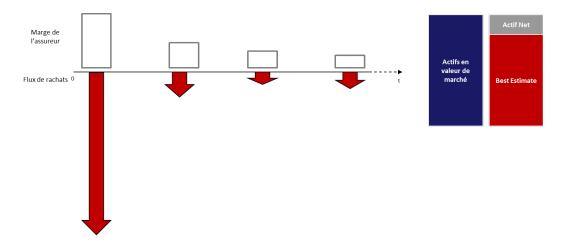


Lorsque l'encours diminue fortement sur la durée de vie du contrat, via par exemple une augmentation des flux de rachats, l'assureur dégage logiquement moins de marge financière et par conséquent, la valeur de son Actif Net diminue au profit du Best Estimate.



La répartition de la richesse initiale entre l'assureur (Actif Net) et l'assuré (Best Estimate) dépend de la capacité de l'assureur à dégager des produits financiers à partir de l'encours des assurés. Par conséquent, le risque de rachats est important pour un assureur vie, puisqu'une hausse directe des flux de rachats impacte de manière significative la richesse économique.

Le risque de rachats est d'ailleurs mis en avant dans le dispositif réglementaire Solvabilité 2 pour le calcul du capital économique. Le choc « rachats massifs » ⁵ pénalise fortement les assureurs en réduisant l'encours de l'assureur dès le début de projection et par conséquent en impactant considérablement les perspectives de marge.



Le risque de rachats massifs est donc l'un des risques les plus importants auxquels sont confrontés les assureurs vie, notamment en termes de capital réglementaire à immobiliser. Il est important pour les assureurs de bien comprendre le comportement de rachats et de le modéliser correctement.

1.3.3 Modélisation des rachats conjoncturels

Pour modéliser les rachats structurels, les compagnies d'assurance peuvent généralement compter sur un historique de données suffisant permettant de définir une loi de rachats. En revanche,

^{5.} Rachats instantanés à hauteur de 40%.

estimer les rachats conjoncturels est une tâche bien plus complexe.

Les rachats conjoncturels sont liés aux conditions de marché. Modéliser ces rachats suppose la prise en compte des assurés, qui, réactifs à la conjoncture économique, rachèteront leur contrat s'ils estiment pouvoir obtenir un meilleur rendement avec un produit concurrent. La modélisation des rachats conjoncturels pose un problème aux compagnies d'assurance car les assureurs ne disposent ni de données historiques ⁶ ni d'éléments concrets permettant de dégager une loi.

En 2010, l'ACPR publie dans les orientations nationales complémentaires du QIS 5, une loi de rachats conjoncturels en fonction de l'écart entre le taux servi par la compagnie d'assurance et le taux pratiqué par la concurrence.

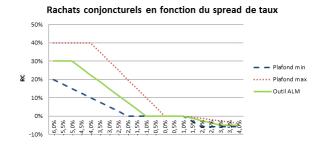


FIGURE 4 – Courbe des rachats conjoncturels

$$\mathsf{RC} = \left\{ \begin{array}{cccc} RC_{max} & \text{si} & TS - TA < \alpha \\ RC_{max} \times \frac{TS - TA - \beta}{\alpha - \beta} & \text{si} & \alpha \leq TS - TA < \beta \\ 0 & \text{si} & \beta \leq TS - TA < \gamma \\ RC_{min} \times \frac{TS - TA - \gamma}{\delta - \gamma} & \text{si} & \gamma \leq TS - TA < \delta \\ RC_{min} & \text{si} & TS - TA \geq \delta \end{array} \right.$$

Au travers de 6 paramètres, l'ACPR propose deux lois de rachats conjoncturels, l'une correspondant à un plancher minimum de rachats, l'autre à un plancher maximum. Il est alors recommandé aux assureurs de calibrer leur loi dans l'intervalle délimité par ce « plafond minimum » et ce « plafond maximum ».

La loi de rachats proposée par l'ACPR représente une première approche de modélisation des rachats conjoncturels, mais soulève les limites suivantes :

 Une absence d'éléments permettant le calibrage de la fonction de rachats et plus largement sa justification. Les assureurs ne savent pas comment et sur quoi calibrer cette fonction

^{6.} Pendant longtemps les compagnies d'assurance ont généralement suivi le marché en termes de taux servis, ne faisant pas face aux rachats conjoncturels. Si aujourd'hui certains assureurs font face à des rachats conjoncturels, ils restent difficiles à appréhender, et notamment l'évaluation de la dérive de ces rachats en cas de scénario extrême.

ACPR. Il n'existe pas d'éléments concrets, ni de données permettant de justifier un calibrage plutôt qu'un autre.

- Un unique critère déclencheur de rachats : l'écart des taux de rendement. La fonction de rachats conjoncturels proposée par l'ACPR suppose donc les assurés rationnels.
- Une unique loi de rachats pour tous : tous les assurés, quel que soit leur âge et leur encours, réagissent de manière similaire à l'écart de taux et adoptent le même comportement de rachat. Or, bien que l'écart de taux soit effectivement le moteur principal des rachats conjoncturels il n'est pas absurde de penser que d'autres facteurs motivent ou non les assurés à racheter leur contrat.

Nous avons répertorié d'autres facteurs permettant d'expliquer la dynamique des rachats conjoncturels. Plus précisément, ces facteurs sont vus comme des éléments pouvant jouer sur la sensibilité d'un assuré à l'écart de taux servis entre son assureur et la concurrence.

Impact sur la sensibilité à l'écart de taux
Un jeune dispose généralement d'un encours faible, il est peu
réactif au marché et cherche un rendement à long terme. Par
conséquent, il fait moins attention à son épargne et sera moins
sensible à l'écart de taux.
Un assuré avec une faible ancienneté de contrat sera moins dis-
posé à racheter qu'un assuré dont l'ancienneté est élevée car il
bénéficiera des avantages fiscaux de l'assurance vie.
Un assuré ne va pas nécessairement racheter son contrat si son
assureur fait une mauvaise année mais si cela fait plusieurs an-
nées que ce dernier lui sert un rendement moins attractif que la
concurrence.
Certaines clauses de contrats telles que les pénalités en cas
de rachat ou les frais d'acquisition aux versements des primes
peuvent rendre non profitable le fait de racheter son contrat
épargne afin de souscrire un contrat concurrent.

Au cours de notre étude, nous retenons comme facteurs déclencheurs de rachats conjoncturels : l'écart de taux servis, l'âge de l'assuré et l'ancienneté du contrat de l'assuré.

1.4 La politique de taux servis

1.4.1 L'objectif de taux servis

Il est dans l'intérêt d'une compagnie d'assurance vie de servir un taux qui satisfait ses assurés afin de ne pas être confrontée à des rachats conjoncturels. La politique de taux servis, décidée par le management de la compagnie, doit être retranscrite au sein du modèle ALM au même titre que

d'autres telles que l'allocation d'actifs ou bien la politique de réalisation des plus-values latentes. C'est ce quon appelle généralement la modélisation du comportement de l'assureur ou bien la modélisation des actions du management.

1.4.2 La modélisation des actions du management

De manière générale, dans les modèles ALM ces actions sont soit représentées sous la forme de fonctions statiques soit sous la forme de problème d'optimisation sous contraintes.

Par exemple, une modélisation standard et sous forme statique de l'objectif de taux servis peut s'exprimer de la manière suivante :

$$Taux_{Servi_t} = 100\% \times Taux_{Concurrent_t}$$

Ainsi, à la période où l'assureur décide de revaloriser l'épargne de ses assurés ⁷, l'outil cherchera à revaloriser au minimum le taux servi par la concurrence. Signalons tout de même que la réalisation de cet objectif dépendra avant tout des ressources financières de la société (produits financiers, ...) et des engagements de l'assureur envers l'assuré (taux minimum garanti,...).

A l'instar de la modélisation des rachats conjoncturels, les modélisations traditionnelles des actions du management soulèvent également des limites. Il est souvent constaté que le management d'une compagnie d'assurance n'est pas impliqué dans ce processus de modélisation et que la tâche est le plus souvent laissée aux actuaires et aux développeurs. Pourtant, le management ne demeure pas moins responsable de son expression au sein de l'entreprise, que ça soit au travers de politiques écrites ou d'un modèle prospectif.

Le management est d'autant plus éloigné que la modélisation est lourde et complexe. De plus, ces modélisations répondent à des critères d'optimalité non nécessairement vérifiés dans la réalité, et particulièrement en univers stressé. Rappelons-nous que la décision d'un être humain n'est pas toujours la plus optimale et comporte un caractère subjectif.

Par ailleurs, si une approche simplifiée de type statique est adoptée, la modélisation s'éloigne considérablement de la réalité et peut surtout amener à réaliser des incohérences dans les modèles qui impacteront la valorisation du Best Estimate.

Cette première partie a démontré les limites et les problèmes soulevés par la modélisation des lois comportementales dans un modèle ALM. Notre étude consiste à proposer à travers la logique floue, une modélisation alternative aux modélisations standards des lois comportementales présentées ci-dessus. Plus précisément, il s'agit d'appliquer la théorie de la logique floue à la modélisation d'un comportement assuré (les lois de rachats conjoncturels) et d'une action du management (la politique de taux servis).

^{7.} Généralement en fin d'année ou en fin de trimestre.

2 La Logique floue, alternative de modélisation du comportement des êtres humains

L'être humain est confronté à des problèmes complexes qu'il doit résoudre à l'aide de données approximatives. La théorie des ensembles flous permet de définir un cadre conceptuel rigoureux à ces méthodes de raisonnement. Plutôt que de modéliser le comportement de l'être humain par des valeurs numériques et précises, la logique floue permet de décrire de façon qualitative des variables approximatives. L'objectif de notre étude est de mettre en place une nouvelle façon de modéliser les comportements humains comme les rachats mais aussi les prises de décisions du management via la logique floue. Cette théorie pourra être testée et comparée aux méthodes traditionnelles grâce au modèle ALM précédemment construit.

2.1 Pourquoi la logique floue?

La plupart des problèmes auxquels sont confrontés les êtres humains sont modélisables mathématiquement, mais est-ce vraiment une manière réaliste de représenter la réalité? Les problèmes en monde réel nécessitent parfois des informations imprécises et incertaines. Prenons par exemple, le comportement adopté par un individu à l'approche d'un feu tricolore. L'humain ne se dira pas « si le feu est rouge, si je suis à moins de 50 mètres du feu et si ma vitesse est de 46,52km/h, alors j'appuie sur la pédale de frein » ; mais plutôt « si le feu est rouge, si je suis proche du feu et si ma vitesse est moyenne, alors je freine doucement ». Le fait d'apprécier les données de manières approximatives et imprécises et non de manières quantitatives est un raisonnement flou. Le cerveau humain fonctionne donc en logique floue.

Cette approche floue a été développée à partir de 1965 par Lotfi A. Zadeh, professeur à l'Université de Californie (Berkeley), grâce à sa théorie des ensembles flous (*fuzzy sets*) généralisant la théorie mathématique des ensembles classiques. Lotfi A. Zadeh prend en compte les imprécisions et les incertitudes des raisonnements en permettant à un élément d'appartenir à un ensemble non pas avec certitude mais avec un certain degré d'appartenance.

De nombreuses applications de la logique floue se sont développées dans l'électroménager ou encore l'électronique grand public où l'imprécision dans les données rend l'automatisation par les méthodes classiques impossible. C'est au Japon que l'essor de la logique floue fut le plus important. A partir de 1980, des machines à laver sans réglages ou des appareils photos autofocus utilisant l'approche floue apparaissent. Ayant fait ses preuves dans d'autres domaines comme la finance ou le diagnostic médical, la logique floue est aujourd'hui une réalité que nous avons décidé d'appliquer aux comportements des êtres humains en assurance, dans l'objectif de les modéliser au mieux au vu des incertitudes qu'ils représentent.

2.2 Eléments de la théorie de la logique floue

Comme tout concept mathématique, il est important de connaître la théorie et les notions principales de la logique floue pour appréhender au mieux son fonctionnement.

Avant de définir de manière théorique les ensembles flous, il peut être intéressant de s'arrêter sur un exemple. Prenons la taille d'un individu. A partir de quel moment peut-on dire qu'un individu est grand? La réponse à cette question est difficile car définir une taille minimale pour appartenir à cette catégorie est une décision subjective. En effet, la taille minimale peut être 1m71, 1m75 ou encore 1m80. L'ensemble « individus grands » est donc flou.

La logique floue repose sur la théorie des ensembles flous, qui est une généralisation de la théorie des ensembles classiques (théorie booléenne). Un ensemble flou est un ensemble auquel on peut appartenir selon un certain degré.

Un ensemble flou A dans l'univers de discours X est caractérisé par une fonction d'appartenance $\mu_A(x)$ qui à chaque point x dans X associe un nombre réel dans l'intervalle [0,1]. $\mu_A(x)$ représente le degré d'appartenance de x dans A.

Un ensemble flou est totalement caractérisé par sa fonction d'appartenance. Si $\mu_A(x)=40\%$ alors x appartient à A avec un degré d'appartenance de 40%. Avec les fonctions d'appartenance, nous pouvons donc appartenir à un ensemble seulement à 40% (pas totalement), alors que dans la théorie classique, il ne peut pas y avoir de juste milieu : soit « on appartient à l'ensemble », soit « on n'y appartient pas ».

Théorie floue

$$\forall x \in X; \mu_A(x) \in [0,1]$$

Théorie classique

$$\forall x \in X; \mu_A(x) = 1 six \in A; \mu_A(x) = 0 sinon$$

Comme dans la théorie classique, des opérateurs sont utilisés afin d'établir les liens logiques entre les ensembles flous et de les manipuler aisément. Nous appelons ces opérateurs : les opérateurs flous. Nous pouvons alors définir les opérateurs « ET », « OU » et la négation pour faire des calculs sur les degrés d'appartenance et créer de nouveaux ensembles flous. En effet, nous pouvons appartenir à un ensemble « ET » à un autre, « OU » à un autre ou « NE PAS » y appartenir.

Les correspondances entre les opérateurs classiques et les opérateurs flous de Zadeh sont explicitées dans le tableau suivant.

	Opérateurs de Zadeh	Opérateurs probabilistes
Intersection : ET	$\mu_{A\cap B}(x) = Min(\mu_A(x), \mu_B(x))$	$\mu_{A\cap B}(x) = \mu_A(x) \times \mu_B(x)$
Réunion : OU	$\mu_{A\cup B}(x) = Max(\mu_A(x), \mu_B(x))$	$\mu_{A\cup B}(x) = \mu_A(x) + \mu_B(x) - \mu_A(x) \times \mu_B(x)$
Négation : NON	$\mu_{\bar{A}}(x) = 1 - \mu_A(x)$	$\mu_{\bar{A}}(x) = 1 - \mu_A(x)$

L'ensemble des éléments théoriques que nous venons d'énoncer sont les bases fondamentales pour comprendre le raisonnement en logique floue ainsi que le cheminement pour arriver à des résultats réels en passant par l'univers flou. Nous pouvons désormais étudier le raisonnement flou.

2.3 Le raisonnement en logique flou appliqué aux rachats conjoncturels

A partir de données réelles sur les êtres humains et leur environnement, la logique floue travaille dans l'univers du flou pour modéliser au mieux leurs comportements face à certains problèmes. Néanmoins, elle devra repasser dans le monde réel pour proposer une conclusion précise à ces problèmes. Cette méthodologie rigoureuse se décompose en trois étapes : la fuzzification, l'inférence floue et la défuzzification.

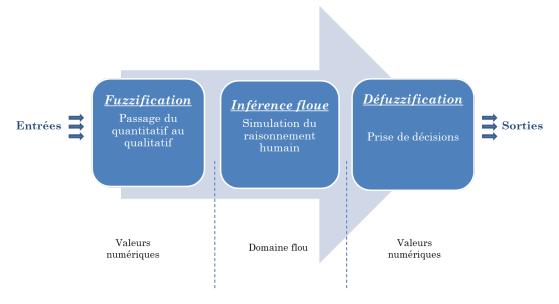


FIGURE 5 – Le raisonnement en logique floue

2.3.1 La fuzzification

La fuzzification est l'étape qui permet de passer du monde réel au monde flou, c'est-à-dire d'affecter à des données réelles, une qualification dans le « langage naturel ». L'objectif est de quantifier le flou : transformer des valeurs numériques en données floues. Pour cela, il faut déterminer les variables floues d'entrée du modèle (variables qui permettront de faire des choix quant à la conclusion du problème) et la variable sortie du modèle (taux de rachats conjoncturels). A chaque variable

doivent être associés des ensembles flous et les fonctions d'appartenance s'y rapportant.

Dans le cas des rachats conjoncturels, nous caractérisons la prise de décision de racheter par trois variables floues et les ensembles flous suivants :

- l'écart des rendements (taux servi taux concurrent) qui permet d'évaluer les changements de comportements des assurés face aux conditions de marché. L'écart des rendements peut donc être fortement négatif, faiblement négatif, proche de zéro, faiblement positif ou fortement positif.
- l'ancienneté du contrat qui peut influencer la décision de rachat via les abaissements fiscaux qu'elle suggère. L'ancienneté du contrat peut être faible, moyenne ou importante.
- l'âge de l'assuré qui oriente ses rachats par rapport à l'utilisation qu'il souhaite avoir de son épargne (fructification ou transmission). Quand nous parlons d'âge des assurés, les catégories « adultes » et « retraités » semblent naturelles. Mais nous avons voulu faire une différence au sein des adultes en créant la classe des « jeunes adultes ». Cette différence vient du fait que les adultes peuvent adopter un comportement bien singulier face aux rachats du fait de leur nature plus réactive que les jeunes adultes, qui portent moins d'intérêt à leur épargne. D'autre part, leur niveau d'épargne n'étant généralement pas identique, ils adoptent un comportement différent face aux rachats.

La variable de sortie est le taux de rachat. Il est quant à lui vu comme très négatif, négatif, proche de zéro, positif ou très positif.

Variables		Sortie		
Variables	Ecart de rendements	Ancienneté du contrat	Age de l'assuré	Taux de rachats
	Fortement négatif			Très négatif
	Faiblement négatif	Faible	Jeune-Adulte	Négatif
Ensembles flous	Proche de 0	Moyenne	Adulte	Proche de 0
	Faiblement positif	Importante	Retraité	Positif
	Fortement positif			Très positif
Univers du discours	[-6%; 4%]	[0 ans; 40 ans]	[18 ans; 100 ans]	[-5%; 20%]

FIGURE 6 – Les variables linguistiques

Les fonctions d'appartenance pour chaque ensemble flou définies précédemment sont répertoriées ci-dessous.

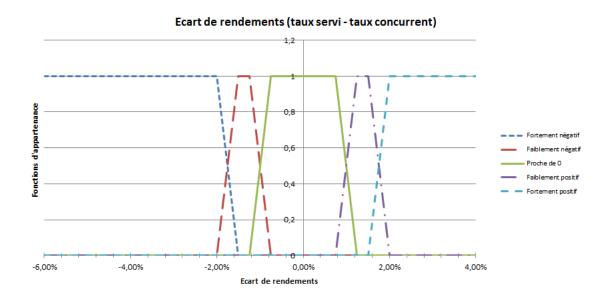


FIGURE 7 – Fonctions d'appartenance relatives à l'écart des rendements

Pour définir les fonctions d'appartenance des ensembles flous associés à la variable « Ecart de rendements », nous nous sommes posés la question suivante : à partir de quel écart de rendements, entre le taux servi par notre assureur et celui servi par la concurrence, nous envisagerions la possibilité de racheter notre contrat? En répondant à cette question nous pouvons alors déterminer si l'écart des rendements est « Faiblement négatif », « Proche de 0 » ou « Faiblement positif ».

Les individus commencent à s'intéresser à un autre contrat s'il leur propose au moins 1% de rendements en plus de celui servi par leur assureur. Dans ce cas-là, ils voient comme une éventualité le rachat de leur contrat. Avant 1%, ils seront davantage perplexes et ne trouveront pas nécessaire de racheter leur contrat (gains possibles trop faibles et frais d'acquisition du nouveau contrat à prendre en compte). Pour mettre en avant ce changement d'attitude autour de 1%, nous avons décidé que si l'écart des rendements était de -1%, il serait alors considéré comme 50% « Proche de 0 » et 50% « Faiblement négatif » 8 . Néanmoins, pour que le passage de l'ensemble « Proche de 0 » à « Faiblement négatif » soit graduel, la fonction d'appartenance pour l'écart de rendements « Faiblement négatif » commence à partir de -0,75% d'écart.

Les jugements d'expert, le bon sens et l'argumentation sont les éléments essentiels qui nous ont permis de déterminer les fonctions d'appartenance relatives de chaque ensemble flou restant ⁹.

^{8.} Rappelons que l'écart de rendements est défini de la manière suivante : taux servi - taux concurrent.

^{9.} Pour plus de précisions sur les justifications de chacune des fonctions d'appartenance, reportez-vous au mémoire public que vous pouvez trouver sur *http://www.ressources-actuarielles.net*.

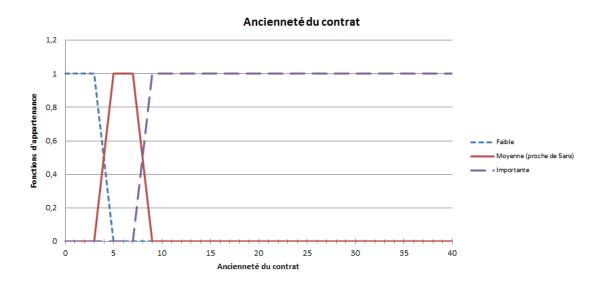


FIGURE 8 – Fonctions d'appartenance relatives à l'ancienneté du contrat



FIGURE 9 – Fonctions d'appartenance relatives à l'âge de l'assuré

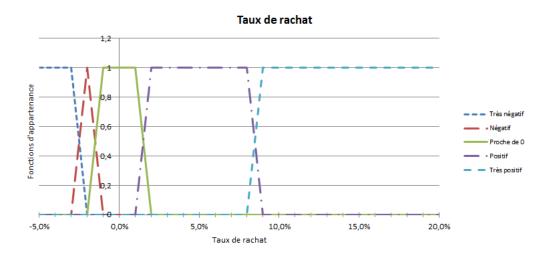


FIGURE 10 - Fonctions d'appartenance relatives aux taux de rachat

Une fois cette étape effectuée, nous sommes dans l'univers du flou.

2.3.2 L'inférence floue

Comme dans toute réflexion, la logique floue fonctionne grâce à des règles de décisions formulées sous forme d'implication : à chaque proposition de problème est associée une conclusion. Ces règles floues sont énoncées en langage naturel : SI... ET... ALORS... Elles se regroupent dans ce que nous appelons la matrice de décisions. La proposition d'une règle est représentée par un écart de rendement, l'âge de l'assuré et l'ancienneté du contrat (nos variables d'entrée). Un exemple de règle pourrait alors être : SI l'écart des rendements est fortement négatif ET l'assuré est adulte ET que l'ancienneté de son contrat est importante ALORS les rachats sont très positifs.

Le calibrage de la matrice de décisions dépend d'expertises et de justifications rigoureuses.

Par exemple, les jeunes adultes avec une faible ancienneté sont caractérisés par un encours faible et une faible connaissance du marché de l'assurance vie. Ils ne sont donc pas réactifs et ne s'intéressent pas nécessairement à leur épargne. Ils préfèrent investir dans des Livret A et des PEL. De plus, en tant que jeunes adultes, ils ne sont pas dans une logique de transmission de patrimoine mais dans une logique de prévention (ils ne cherchent pas à faire du profit ou des plus-values mais à mettre de largent de côté). Par conséquent, ils seront peu sensibles aux spreads de taux qui peuvent exister entre le taux servi et le taux concurrent : le rachat est donc « Proche de 0 » quel que soit l'écart des rendements ¹⁰.

La matrice de décisions établie dans cet étude est la suivante :

^{10.} Pour plus de précisions sur l'argumentaire utilisé pour construire la matrice de décision, reportez-vous au mémoire public que vous pouvez trouver sur http://www.ressources-actuarielles.net.

Taux de rachat	Ancienneté du contrat & Age de l'assuré								
Taux de rachat		Faible			Moyenne		Importante		
Ecart de rendements	Jeune-Adulte	Adulte	Retraité	Jeune-Adulte	Adulte	Retraité	Jeune-Adulte	Adulte	Retraité
Fortement négatif	Proche de 0	Positif	Positif	Positif	Positif	Positif	Positif	Très positif	Positif
Faiblement négatif	Proche de 0	Proche de 0	Proche de 0	Proche de 0	Positif	Proche de 0	Proche de 0	Positif	Proche de 0
Proche de 0	Proche de 0	Proche de 0	Proche de 0	Proche de 0	Proche de 0	Proche de 0	Proche de 0	Proche de 0	Proche de 0
Faiblement positif	Proche de 0	Proche de 0	Proche de 0	Proche de 0	Négatif	Proche de 0	Proche de 0	Négatif	Proche de 0
Fortement positif	Proche de 0	Négatif	Négatif	Négatif	Négatif	Négatif	Négatif	Très négatif	Négatif

FIGURE 11 – Matrice des règles de décisions pour les rachats conjoncturels

Prenons un individu avec les caractéristiques suivantes : âgé de 61 ans et ayant une ancienneté de contrat de 3,5 ans. De plus, l'écart des rendements observés sur le marché entre le taux servi et le taux concurrent par l'assureur est de -1,7%. D'après les fonctions d'appartenance définies précédemment, cet individu est 86% adulte et 14% retraité, mais a aussi une ancienneté considérée comme 75% faible et 25% moyenne et l'écart des rendements est 40% fortement négatif et 60% faiblement négatif. L'individu appartient donc à six ensembles flous distincts, ce qui déclenche huit règles de décisions différentes. La conclusion de chaque règle de décision se lit dans la matrice de décision précédemment construite.

Règles	Ecart de rendements	ET	Ancienneté	ΕT	Age de l'assuré	ALORS	Rachat
R1	Fortement négatif	ET	Faible	ET	Adulte	ALORS	Positif
R2	Fortement négatif	ET	Moyenne	ET	Adulte	ALORS	Positif
R3	Fortement négatif	ET	Faible	ET	Retraité	ALORS	Positif
R4	Fortement négatif	ET	Moyenne	ET	Retraité	ALORS	Positif
R5	Faiblement négatif	ET	Faible	ET	Adulte	ALORS	Proche de 0
R6	Faiblement négatif	ET	Moyenne	ET	Adulte	ALORS	Positif
R7	Faiblement négatif	ET	Faible	ET	Retraité	ALORS	Proche de 0
R8	Faiblement négatif	ET	Moyenne	ET	Retraité	ALORS	Proche de 0

FIGURE 12 – 8 règles de décisions déclenchées

L'avantage de la logique floue est de pouvoir déclencher une règle de décisions même si la proposition n'est pas vraie à 100%. Il est alors important de connaître le degré de vérité de la proposition appelé **degré d'activation**. Les caractéristiques de l'individu permettent de lui attribuer un degré d'appartenance précis à un ensemble flou par variables. Le minimum de ces degrés d'appartenance sera alors le degré d'activation de la règle. Si l'individu n'appartient qu'à 20% à l'un des ensembles, la proposition ne pourra pas être vraie à plus de 20%.

Si nous reprenons la première règle de décision possible pour notre « individu exemple » : l'individu appartient à 40% à l'ensemble « écart de rendements fortement négatif », à 75% à l'ensemble « ancienneté de contrat faible » et à 86% à l'ensemble « adulte ». Le degré d'activation de cette règle est donc de 40% = MIN(40%, 75%, 86%).



FIGURE 13 – Activation de la première règle de décisions (R1)

Vient ensuite le moment d'évaluer la décision prise dans chaque règle floue. Chaque conclusion de règle est représentée par une fonction d'appartenance. Déterminer cette fonction consiste à prendre le minimum entre le degré d'activation de la règle en question et la fonction d'appartenance de l'ensemble flou proposée par la conclusion de la règle. Cette méthode est appelée l'**implication** de Mamdani ¹¹.

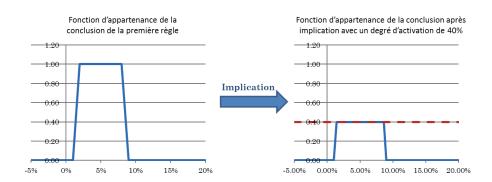


FIGURE 14 – Implication par Mamdani

Les caractéristiques d'un individu peuvent déclencher plusieurs règles de décisions (8 dans notre exemple). A chaque règle floue a été attribuée une conclusion. Nous agrégeons l'ensemble de ces conclusions pour avoir la conclusion finale. Toute conclusion pouvant être plus « OU » moins vraie, la fonction d'appartenance de la conclusion finale est le maximum des fonctions d'appartenance de chaque conclusion (un « OU » logique est traduit par un maximum en logique floue).

^{11.} D'autres méthodes d'implication existent en Logique Floue comme celle de Larsen qui consiste à prendre pour fonction de conclusion un pourcentage de la fonction d'appartenance de l'ensemble flou proposée par la conclusion de la règle. Ce pourcentage est le degré dactivation de la règle.

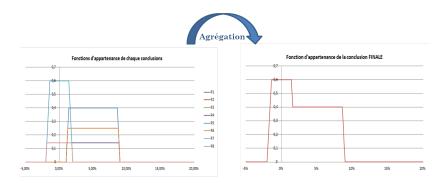


FIGURE 15 – Agrégation des conclusions

2.3.3 La défuzzification

Cette dernière étape permet de repasser dans le monde réel et de chiffrer la décision prise par l'assuré (*i.e* de trouver un pourcentage de rachat relatif à l'assuré).

Différentes méthodes sont applicables lors de cette étape : la méthode du **centre de gravité** (COG : center of gravity) qui consiste à prendre pour décision l'abscisse du centre de gravité de la surface sous la fonction d'appartenance de conclusion finale, ou la méthode de la **moyenne des maxima** (MM : mean of maxima) qui consiste à prendre pour décision l'abscisse de la moyenne des valeurs de sorties ayant le degré d'appartenance le plus élevé.

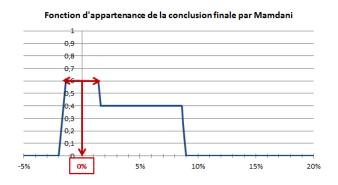


FIGURE 16 – Défuzzification par moyenne des maxima

La méthode de la moyenne des maxima engendre un taux de rachat de 0% pour notre « individu exemple ». Cette méthode a l'avantage d'être simple à implémenter. En effet, il suffit de relever le maximum de la fonction d'appartenance, de regarder les abscisses qui ont pour ordonnées ce maximum et d'en prendre la moyenne. Néanmoins, de forts inconvénients viennent contrebalancer cette constatation. Nous avons remarqué lors d'une étude de sensibilités que les résultats obtenus à partir de cette méthode ne sont pas stables. En effet, la valeur du taux de rachat peut varier énormément face à des variations de données d'entrée très faible. Un taux de rachat peut, par exemple, passer de 10,5% à 0%, en ajoutant seulement un an d'ancienneté au contrat, toutes choses égales

par ailleurs.

Le plus gênant dans cette méthode est qu'elle ne donne pas l'impression d'utiliser l'ensemble de la fonction d'appartenance de conclusion finale. En choisissant de regarder seulement les maxima, nous faisons abstraction de toute une partie de la courbe. Nous pouvons donc imaginer qu'une partie des intentions de l'individu n'est pas représentée. Nous forçons l'individu à n'appartenir qu'à un groupe de rachat alors qu'il a la possibilité d'appartenir à plusieurs. Dans notre exemple, finalement nous forçons notre individu à être dans le groupe « Proche de 0 », alors qu'il pourrait aussi bien appartenir au groupe « Positif ».

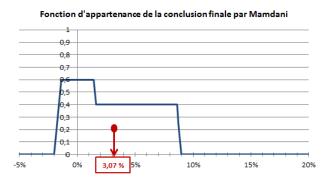


FIGURE 17 – Défuzzification par centre de gravité

La méthode du centre de gravité engendre un taux de rachat de 3,07% pour notre « individu exemple ». Cette méthode, à l'inverse de la précédente, est stable par rapport aux variations des données d'entrée. De plus, elle permet de prendre en considération l'ensemble des données de sortie, comme si nous supposions que l'individu sélectionné via ses données d'âge, d'ancienneté de contrat et d'écarts des rendements pouvait appartenir à plusieurs groupes. Dans notre exemple, l'individu peut appartenir à deux groupes. Finalement, c'est l'essence même du principe de la logique floue que de ne pas être dans un seul ensemble à la fois. C'est donc cette méthode que nous retenons dans notre étude.

Remarque : par abus de langage lorsque nous déclarons qu'un individu adopte un taux de rachat de 3,07%, il faut comprendre que dans un groupe de personnes ayant les mêmes caractéristiques que cet individu (écart de rendements observé, âge et ancienneté du contrat), 3,07% de la PM globale du groupe est rachetée.

Pour un adulte avec une ancienneté importante (âgé de 45 ans et dont l'ancienneté du contrat est de 9 ans), nous obtenons la loi de rachats suivante. Il est à noter qu'elle respecte bien le plafond minimum et maximum proposé par l'ACPR.

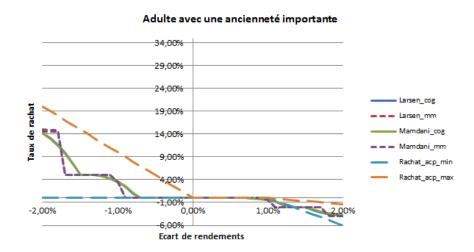


FIGURE 18 – Adulte avec une ancienneté importante

On constate que le raisonnement flou est un procédé long et complexe qui nécessite de nombreux choix et hypothèses qu'il faut argumenter de manière rigoureuse.

2.4 Le raisonnement en logique floue appliqué à la politique de taux servis

La démarche floue, expliquée avec précision pour les rachats conjoncturels, s'applique de manière identique pour la modélisation de l'objectif de taux servis. Nous avons supposé que le management détermine cet objectif en fonction de sa solvabilité et de sa richesse. Les indicateurs retenus sont :

- le niveau de PPE exprimé en pourcentage des PM. La PPE peut être considérée comme faible, convenable ou forte.
- le rendement des actifs financiers par rapport à celui de la concurrence. Les produits financiers seront considérés comme faibles, appréciables ou importants.
- le ratio de Solvabilité 1 : fonds propres sur marge de solvabilité requise pour des produits d'épargne (comme nous travaillons sur des produits d'épargne en euro, la marge de solvabilité requise représente 4% des provisions mathématiques). Soulignons, que ce ratio dépend de l'appétence aux risques de l'assureur et que l'appréciation du ratio de solvabilité comme « Passable », « Bon » ou « Très bon » dépendra de la politique de la compagnie d'assurance.

Dans ce raisonnement flou, notre variable de sortie, **le taux servi**, est exprimée en pourcentage du taux concurrent. La politique de taux servis est l'objectif que se fixe la compagnie en termes de revalorisation des provisions mathématiques des assurés. En fonction de la santé et des résultats de l'assureur, elle peut être « Peu concurrente », « Concurrente » ou « Très concurrente ».

La matrice de décision construite pour résoudre l'objectif de taux servis est la suivante.

Politique de taux servi	Produits financiers & PPE									
				Appréciables			Importants			
Solvabilité (ratio MSR)	Faible	Convenable	Forte	Faible	Convenable	Forte	Faible	Convenable	Forte	
Passable	Peu concurrente	Peu concurrente	Peu concurrente	Peu concurrente	Concurrente	Concurrente	Peu concurrente	Concurrente	Concurrente	
Bon	Peu concurrente	Peu concurrente	Peu concurrente	Concurrente	Concurrente	Concurrente	Concurrente	Concurrente	Très concurrente	
Très bon	Peu concurrente	Peu concurrente	Concurrente	Concurrente	Concurrente	Très concurrente	Concurrente	Très concurrente	Très concurrente	

FIGURE 19 – Matrice de décisions de la politique de taux servi

Pour un niveau de PPE variable entre 0,30% et 3%, voici l'objectif de taux servis retenu via la logique floue en fonction des produits financiers pour un niveau de solvabilité de 135%.

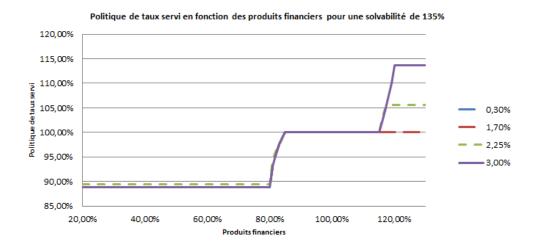


FIGURE 20 – Politique de taux servi pour une solvabilité de 135%

Les résultats obtenus lors de nos modélisations sont satisfaisants et sont cohérents avec les choix faits lors de la création de la matrice de décisions et des fonctions d'appartenance.

3 Les résultats : Apports de la logique floue dans les modélisations comportementales

Pour appréhender au mieux les résultats de l'étude et effectuer une analyse fine des apports de la logique floue à la modélisation des comportements, nous comparons les résultats du modèle ALM obtenu avec une modélisation « traditionnelle » du comportement aux résultats obtenus avec utilisation de la logique floue.

3.1 Apports de la logique floue à la modélisation des rachats conjoncturels

Nous avons évalué le Best Estimate de notre compagnie à l'aide de deux modèles :

- Le modèle « standard » : les rachats conjoncturels sont déterminés à l'aide de la fonction ACPR ¹².
- Le modèle flou : les rachats conjoncturels sont déterminés à l'aide de la logique floue.

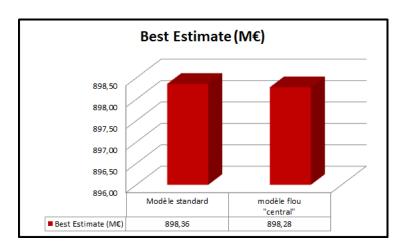


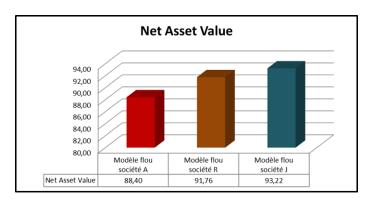
FIGURE 21 – Best Estimate pour chacun des deux modèles

Malgré une modélisation différente des rachats conjoncturels, le Best Estimate du modèle flou est similaire au Best Estimate du modèle standard. En d'autres termes, tous paramètres et hypothèses égales par ailleurs, le calibrage de notre matrice de décisions obtient des résultats comparables à la fonction de rachats ACPR que nous avons utilisée.

La vision « fine » des rachats conjoncturels exprimés par la logique floue est en adéquation avec la vision de rachats conjoncturels exprimés au travers de la fonction ACPR puisque le comportement moyen des assurés est similaire. L'ACPR se positionne en quelque sorte sur un individu moyen, tandis que notre matrice de décision se positionne sur plusieurs profils d'individus, ce qui amène un comportement globalement similaire dans les projections.

Ce qui diffère réellement entre les deux modèles, c'est le paramétrage des hypothèses de rachats. Via la méthodologie spécifique de la logique floue, le calibrage de la modélisation des rachats conjoncturels a été réalisé par des hypothèses simples formulées de manière claire. Par conséquent, l'un des apports principal de la logique floue est de résoudre certaines limites de la fonction ACPR, à savoir qu'un assureur désirant utiliser la loi ACPR, peut justifier et argumenter le calibrage de ses choix par l'utilisation de la logique floue.

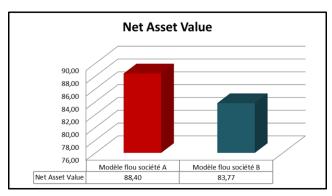
^{12.} La fonction de rachat de l'ACPR est calibrée sur les paramètres moyens proposés par le régulateur.



Société A : moyenne d'âge = 47 ans Société R : moyenne d'âge = 65 ans Société J : moyenne d'âge = 20 ans

FIGURE 22 - Sensibilité à l'âge moyen du portefeuille

L'étude de sensibilité des résultats du modèle logique floue à l'âge moyen du portefeuille d'assurés permet aussi de mettre en avant les apports de la théorie ¹³. En effet, la modélisation plus fine des comportements de rachats souligne un écart de Net Asset Value (NAV) entre trois sociétés dont l'âge moyen des assurés diffère. La fonction de rachats ACPR, se positionnant sur un individu moyen, n'aurait pas capté les différences entre les trois sociétés ¹⁴. Pour capter la singularité de chaque entreprise dans le modèle standard, il aurait été nécessaire de calibrer 3 fonctions ACPR (une pour les adultes, une pour les retraités, une pour les jeunes) ; cela complexifierait davantage le problème de calibrage.



Société A : scénario central Société B : scénario « réactif »

FIGURE 23 – Sensibilité à la matrice de décisions

^{13.} Notons qu'il est présenté ici non plus le Best Estimate mais la Net Asset Value (ou fonds propres économiques). La Net Asset Value peut se voir comme la richesse revenant à l'assureur. La Net Asset Value est davantage utilisée lorsque l'on se positionne du point de vue de l'assureur. Toutefois, le raisonnement reste le même. Chaque variation de Net Asset Value s'explique par une variation de Best Estimate.

^{14.} La Net Asset Value aurait été identique pour les trois sociétés.

La logique floue, au travers de la matrice de décision, offre une flexibilité de calibrage et d'ajustement relativement simple d'utilisation comparée à la fonction de rachat ACPR. Par exemple, si une société B dont le management n'a pas la même perception de ses assurés que l'assureur A en considérant les jeunes plus réactifs, alors il lui suffit de modifier la matrice de décision pour intégrer une réactivé plus forte des jeunes assurés. Conformément aux hypothèses transcrites dans la matrice de décision, la modification a un impact direct sur la richesse future de l'assureur (cf. figure 23).

Notre module de logique floue de par sa construction est directement applicable sur des portefeuilles atypiques. La logique floue se démarque alors comme un outil capable de généraliser la fonction de rachat ACPR à tout passif d'assureur vie, et d'attribuer ou de modifier facilement des sensibilités selon des profils d'assurés. L'assureur pourra d'ailleurs ajouter d'autres variables linguistiques, caractéristiques selon lui du comportement de ses assurés sans pour autant complexifier le calibrage et la justification de la modélisation de cette loi.

La logique floue apporte donc un réel intérêt à la modélisation des rachats conjoncturels. Il ne faut pas la considérer comme une approche différente qui s'opposerait à la fonction de rachats proposée par l'ACP, mais comme une extension qui permet de résoudre certains problèmes comme la justification, le calibrage et la généralisation.

3.2 Apports de la logique floue à la modélisation de la politique de taux servis

Désormais, nous nous intéressons à l'apport de la logique floue dans la modélisation de la politique de taux servis. Pour cela, nous allons encore une fois comparer le Best Estimate obtenu par le modèle « standard » au Best Estimate obtenu par le modèle « flou ». Pour rappel, dans le modèle standard l'objectif de taux servis est fixe puisque l'assureur cherche chaque année à servir 100% du taux concurrent. Tandis que dans le modèle flou, le management cible un pourcentage du taux concurrent en fonction de l'appréciation approximative qu'il a de la solvabilité de l'entreprise, des produits financiers et de la provision pour participation aux excédents.

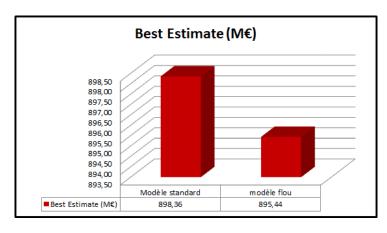


FIGURE 24 – Best Estimate pour chacun des deux modèles

Intégrer la politique de taux servis type « logique floue » à notre modèle, permet de diminuer la valeur des engagements de l'assureur et par conséquent d'augmenter ses fonds propres économiques du même montant.

Le passage par la logique floue permet donc une meilleure gestion du taux servi sans complexifier davantage la modélisation. Cependant ce constat n'est pas surprenant. Si les résultats sont meilleurs dans le modèle avec logique floue c'est essentiellement car, au-delà de la modélisation, les hypothèses entre les deux modèles sont différentes. En effet, nous comparons ici une politique fixe à une politique dynamique, qui par construction optimise la décision du management pour maximiser la richesse future. Il est important de noter qu'il est possible dans le modèle standard de transposer les décisions du management sous forme de problème d'optimisation sous contraintes et d'obtenir des résultats similaires voire meilleurs que le modèle logique floue.

Le véritable intérêt de la modélisation floue d'une action du management réside dans le cheminement du calibrage de la matrice de décision. La méthodologie floue apporte une « vulgarisation » des hypothèses de calibrage et laisse ainsi la possibilité au management d'exprimer sa politique de gestion de manière simple et qualitative tout en l'éloignant de la modélisation mathématique que cache la matrice de décision. Point fort de la logique floue, la matrice de décision est donc la clé qui permet de faire un lien concret entre la politique réelle du management et sa modélisation.

4 Conclusion

La logique floue est une théorie innovante en assurance proposant un cadre conceptuel mathématique rigoureux capable de traduire des expertises dans un modèle. Cette théorie offre une alternative à tout problème de modélisation lié à des données insuffisantes.

Dans le cas des rachats conjoncturels, il a été démontré au travers de notre étude que le passage par la logique floue permet de généraliser et de justifier le calibrage des rachats tout en justifiant l'exigence du régulateur, c'est-à-dire la fonction ACPR. Ainsi la logique floue apporte des premières solutions aux limites soulevées par la modélisation des rachats conjoncturels. Toutefois, les bienfaits de la logique floue ne pourront se faire sans un réel effort des assureurs sur la compréhension du comportement de rachats. En effet, nous rappelons que le calibrage de la matrice de décision doit être le résultat dune expertise menée sur le comportement des assurés, et que son argumentation et sa justification devront prendre une place centrale au sein du cadre d'utilisation. A ce sujet, deux pistes permettraient aux assureurs de mieux comprendre les assurés : un questionnaire de souscription destiné à orienter l'assureur sur le profil du nouvel assuré ¹⁵ et des analyses plus précises menées par les assureurs pour expliquer les causes de rachats ¹⁶.

^{15.} Avez-vous déjà souscrit un produit d'épargne ? Avez-vous déjà racheté un contrat d'épargne et si oui pour quelles raisons ?

^{16.} Par exemple demander systématiquement les causes du rachat.

Concernant la modélisation des actions du management, la logique floue apporte un compromis intéressant entre optimisation, complexité et représentation fidèle de la réalité. Mais la théorie permet surtout au management d'exprimer de manière simple et cohérente sa politique de gestion dans un modèle prospectif. Ce dernier point pourrait être particulièrement apprécié dans le futur cadre réglementaire Solvabilité 2, où il est demandé aux assureurs d'évaluer eux-mêmes leur besoin en capital, en prenant notamment en considération les risques associés aux prises de décisions du management. Dans cette optique, la **matrice de décision**, pierre angulaire de la logique floue, se distingue alors comme un outil de pilotage efficace et pragmatique pour le management. Celui-ci pourra, par l'intermédiaire de cet instrument, tester facilement la robustesse de ses décisions en univers stressé et ainsi en dégager la politique de gestion optimale satisfaisant les critères d'appétence aux risques de la compagnie.

La logique floue offre de véritables apports sur des problématiques actuarielles. L'analyse des résultats a démontré que ces apports peuvent aller au-delà des sujets étudiés dans cette étude grâce à une théorie riche mais surtout non exploitée dans l'assurance. C'est pourquoi, nous encourageons vivement la continuation des travaux et l'essor de la logique floue dans la modélisation prospective en assurance.

Références

- [1] LESCIEUX, M., Introduction à fuzzy logic Application à la commande floue.
- [2] MILHAUD, X., Les comportements de rachat en Assurance Vie en régime croisière et en périod de crise (2010).
- [3] SLADOJE, N., Fuzzy sets and fuzzy techniques (2007).
- [4] Suru, A., Le rachat : modélisations et préconisations (2011).
- [5] ZADEH, L., *Fuzzy sets* (1965).
- [6] ZADEH, L., Fuzzy algorithm (1968).
- [7] ZADEH, L., Outline of a new approach to the analysis of complex systems and decision processes (1973).
- [8] ZADEH, L., The concept of a linguistic variable and its application to approximate reasoning (1975).

SCOR Papers

SCOR Paper N°21 - Février 2013

Microscopic longevity modeling and its practical applications

SCOR Paper N°22 - Avril 2013

Non-Life Insurance Market Growth in China: can we predict it?

SCOR Paper N°23 - Mai 2013

A new Dividend Strategy in the Brownian Risk Model

SCOR Paper N°24 - Mai 2013

Does risk diversification always work? The answer through simple modelling

SCOR Paper N°25 - Juillet 2013

Financial Valuation in a Volatile Scenario of the Guaranteed Minimum Withdrawal Benefit (Gmwb) Policy

SCOR Paper N°26 - Septembre 2013

The risk-free rate: an inescapable concept?

SCOR Paper N°27 - Octobre 2013

Are great earthquakes clustered?

SCOR Paper N°28 - Février 2014

Solar storms and their impacts on power grids - Recommendations for (re)insurers

SCOR Paper N°29 - Septembre 2014

A game-theoretic approach to non-life insurance market cycles

SCOR Paper N°30 - Septembre 2014

Explicit Föllmer-Schweizer decomposition of life insurance liabilities through Malliavin calculus

SCOR Paper N°31 - Janvier 2015

The use of economic scenarios generators in unstable economic periods

SCOR Paper N°32 - Mars 2015

An Integrated Notional Defined Contribution (NDC) Pension Scheme with Retirement and Permanent Disability

SCOR Paper N°33 - Avril 2015

Exploring the Dependence between Mortality and Market Risks

SCOR Paper N°34 - Novembre 2015

A Change of Paradigm for the Insurance Industry

SCOR Paper N°35 - Janvier 2016

The Globalization of Infectious Diseases

SCOR Paper N°36 - Février 2016

Spatial Risk Measures and Applications to Max-Stable Processes

Chaque année, SCOR récompense à travers le Prix de l'actuariat les meilleurs travaux de recherche en sciences actuarielles. Ce prix est destiné à promouvoir et à encourager la recherche en sciences actuarielles, et à contribuer à l'amélioration des connaissances et de la gestion des risques. Les jurys sont composés d'universitaires et de professionnels de l'assurance, de la réassurance et de la finance.



Prix de l'actuariat



Les SCOR Papers, édités par SCOR, sont l'une des composantes du SCOR Global Risk Center. Le SCOR Global Risk Center rassemble et analyse les ressources les plus pertinentes sur le risque. Il comporte à la fois des documents internes et des ressources externes sélectionnées par SCOR. Pour l'accès au SCOR Global Risk Center : www.scor.com ou www.scorglobalriskcenter.com