

# Logique floue et managements actions

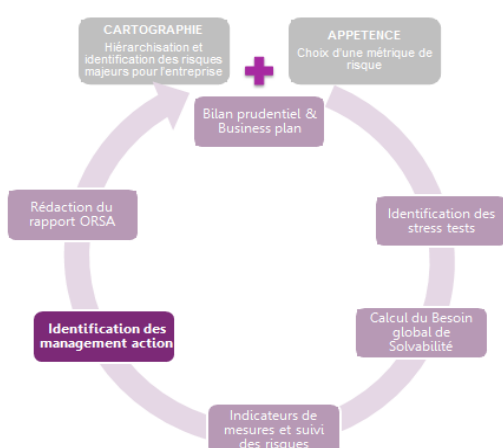
## Contexte et structuration de l'étude

Octobre 2016

La note suivante bâtit un cadre métier et théorique au mémoire et donne la structure pensée pour son développement.

### 1. Les managements actions, c'est quoi ?

#### 1.1 Le processus ORSA



#### 1.2 Les managements actions : définition

Les managements actions représentent les leviers de pilotage qui seront activés par le management en réaction à une situation défavorable conduisant à une dégradation du profil de risque.

Le top management de l'entreprise devra en particulier déterminer :

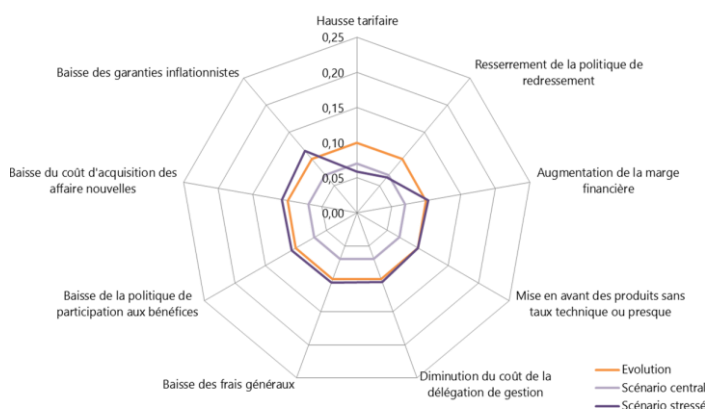
- Les actions à mener selon les situations
- Le type de déclenchement : continu ou par seuil
- Le déclenchement cumulé de plusieurs managements actions
- Le calibrage des managements actions

Etat d'avancement du marché (source : ACPR) :

- Souvent, il s'agit de la reprise de mesures déjà identifiées, dont les effets sont insuffisamment quantifiés.
- Les managements action sont peu en phase avec les problèmes concrets rencontrés par les organismes.
- Les hypothèses retenues pour les scénarios de stress sont trop peu défavorables : les résultats des simulations sont donc rarement alarmants.
- Conséquence, l'organisme ne se trouve pas dans l'obligation de décrire des mesures de redressement de façon précise.

#### 1.3 Les managements actions en Santé Prévoyance

Pour un organisme de santé, les leviers identifiés pourraient être les suivants :



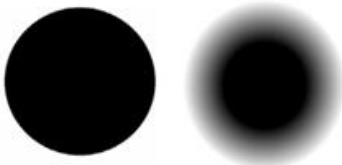
La pluralité de ces leviers implique une priorisation des managements actions, et une implication primordiale du top managements.

### 2. Principe et mécanisme de la logique floue

## 2.1 Principe

La logique floue est une extension de la logique classique à 2 états, qui permet d'introduire la notion de degré dans la vérification d'une condition.

Dans la théorie classique, un élément appartient ou est exclu d'un ensemble. Dans la logique floue, il peut appartenir à un ensemble, ou à plusieurs ensembles, à un certain degré.



Représentation graphique d'un ensemble classique et d'un ensemble flou

→ La logique floue prend en compte les incertitudes et les imprécisions.

Par ailleurs, l'utilisation d'un langage naturel pour définir les règles de la logique floue permet de prendre en compte les incertitudes et les imprécisions propres au comportement humain.

En effet, le raisonnement humain est par nature incertain : le cerveau s'appuie non pas sur des données numériques précises mais sur des variables qualitatives approximatives.

Exemple :

• Si le feu est rouge...	si ma vitesse est élevée...	et si le feu est proche...	alors je freine fort.
• Si le feu est rouge...	si ma vitesse est faible...	et si le feu est loin...	alors je maintiens ma vitesse.
• Si le feu est orange...	si ma vitesse est moyenne...	et si le feu est loin...	alors je freine doucement.
• Si le feu est vert...	si ma vitesse est faible...	et si le feu est proche...	alors j'accélére.

→ La logique floue formalise de manière plus réaliste le comportement humain

## 2.2 Eléments théoriques

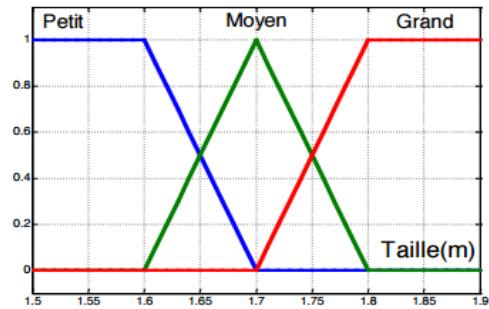
- La fonction d'appartenance

Soit X un ensemble. Un sous-ensemble flou A de X est caractérisé par une fonction d'appartenance:

$$\mu_A: X \rightarrow [0,1]$$

$\mu_A(x)$  représente le degré d'appartenance de x dans A.

Exemple : taille d'un individu



Par exemple, un individu de taille 1m65 est :

- « petit avec un degré de 50% »
- « moyen avec un degré de 50% »
- « grand avec un degré de 0% »
- 

### Les variables linguistiques

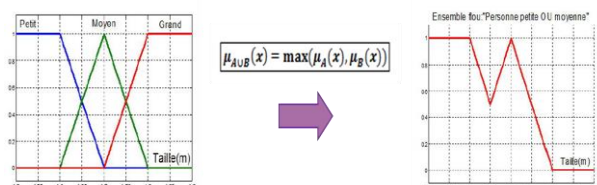
Une variable linguistique correspond au triplet  $(V, X, T_v)$  avec :

- V : la variable
- X : la plage de valeurs prises par la variable (Univers)
- $T_v$  : un ensemble (fini ou infini) de sous-ensembles flous

### Les opérateurs flous

Dénomination	Intersection ET : $\mu_{A \cap B}(x)$	Réunion OU : $\mu_{A \cup B}(x)$	Complément NON : $\mu_{\bar{A}}(x)$
Opérateurs de Zadeh MIN/MAX	$\min(\mu_A(x), \mu_B(x))$	$\max(\mu_A(x), \mu_B(x))$	$1 - \mu_A(x)$
Probabiliste PROD/PROBOR	$\mu_A(x) \times \mu_B(x)$	$\mu_A(x) + \mu_B(x) - \mu_A(x) \times \mu_B(x)$	$1 - \mu_A(x)$

Retour sur l'exemple :



### 2.3 Mécanisme

#### ▪ Etape 1 : Fuzzification

- Déterminer les variables floues du modèle, ainsi que leurs univers flous et sous-ensembles flous associés.
- Déterminer la fonction d'appartenance de chaque ensemble flou

#### ▪ Etape 2 : Inférence floue

On construit des règles de décisions et on détermine pour chacune d'elles la fonction d'appartenance.

*Objectif* : obtenir la fonction d'appartenance de la conclusion finale.

4 étapes :

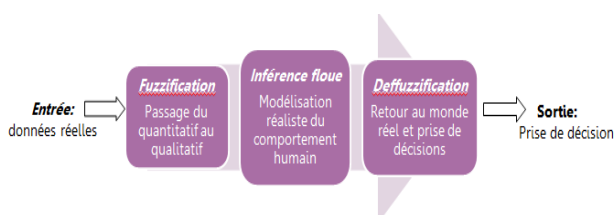
- Déterminer la matrice de décision: le calibrage de la matrice de décision s'effectue grâce à une analyse détaillée et une argumentation rigoureuse sur le comportement des assurés.
- Calculer le degré d'activation de chaque règle: le degré d'activation est le niveau de vérité de la proposition. Par exemple, une proposition vraie à 70% entraîne une conclusion vraie au plus à 70%.
- Rechercher la fonction d'appartenance pour la conclusion de chaque règle
- Rechercher la fonction d'appartenance globale

#### ▪ Etape 3 : Defuzzification

Etape au cours de laquelle on repasse du monde flou au monde réel, à partir des fonctions d'appartenance globale précédemment obtenues.

Plusieurs méthodes existent (Méthode du centre de gravité, méthode de la moyenne des maxima...).

#### Principe général du raisonnement flou :



### 3. Intérêts et apports de la logique floue

*Objectif* : modéliser au mieux le comportement des assurés concernant le taux de résiliation des contrats.

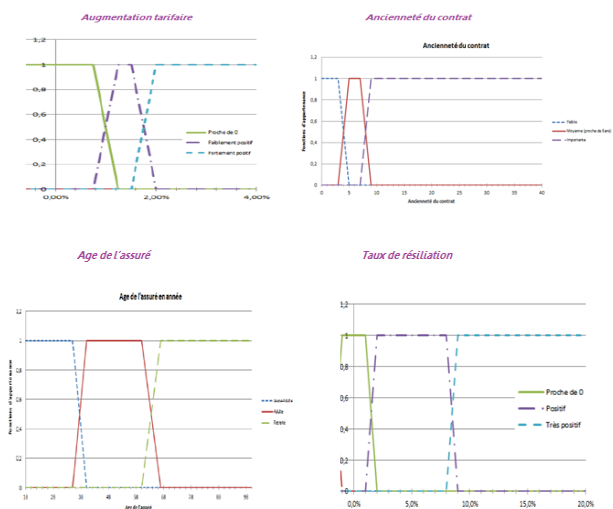
*Hypothèses* : nous prenons en compte seulement le risque de résiliation dans la baisse des souscriptions, et nous négligeons la diminution des acquisitions d'affaires nouvelles. De plus, nous considérons que les contrats santé sont des contrats individuels.

#### ▪ Etape 1 : Fuzzification

- Détermination des variables floues

Variables	Augmentation tarifaire	Ancienneté du contrat	Age de l'assuré	Taux de résiliation des contrats
Ensembles flous	Proche de 0 Faiblement positive Fortement positive	Faible Moyenne Importante	Jeune adulte Adulte Retraité	Proche de 0 Forte Très forte
Univers du discours	[0% ; 6%]	[0 an ; 40 ans]	[18 ans ; 100 ans]	[0% ; 20%]

- Détermination des fonctions d'appartenance



#### ▪ Etape 2 : Inférence floue

- Calibration de la matrice de décision

Taux de réstitution	Ancienneté du contrat et âge de l'assuré								
	Faible			Moyenne			Importante		
Hausse tarifaire	Jeune adulte	Adulte	Retraité	Jeune adulte	Adulte	Retraité	Jeune adulte	Adulte	Retraité
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 positive	Proche de 0	Proche de 0	Proche de 0	Proche de 0	Positif	Proche de 0	Proche de 0	Positif	Proche de 0
Fortement Positive	Proche de 0	Positif	Positif	Positif	Positif	Positif	Positif	Très positif	Positif

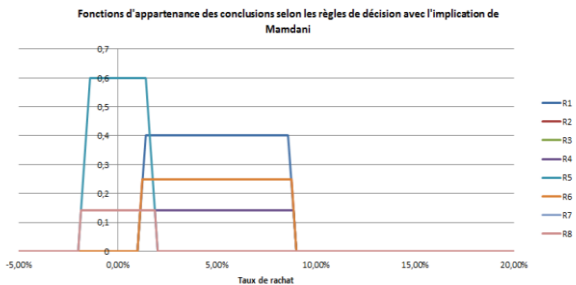
- Activation

Input numérique: prenons un individu avec les caractéristiques suivantes : âgé de 61 ans, ancienneté du contrat de 3,5 ans et hausse tarifaire de 1,7%.

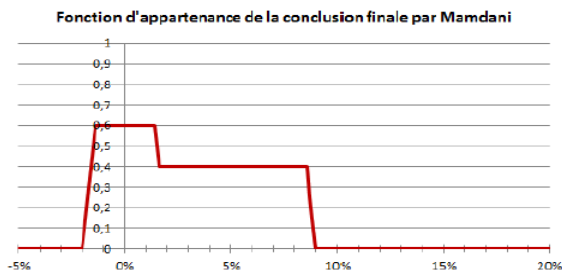
Règle	Hausse tarifaire	Degré	ET	Age	Degré	ET	Ancienneté	Degré	Alors	Baisse des souscriptions	Degré
R1	Fortement positive	40%	ET	Adulte	86%	ET	Faible	75%	Alors	Positif	40%
R2	Fortement positive	40%	ET	Adulte	86%	ET	Moyenne	25%	Alors	Positif	25%
R3	Fortement positive	40%	ET	Retraité	14%	ET	Faible	75%	Alors	Positif	14%
R4	Fortement positive	40%	ET	Retraité	14%	ET	Moyenne	25%	Alors	Positif	14%
R5	Faiblement positive	60%	ET	Adulte	86%	ET	Faible	75%	Alors	Proche de 0	60%
R6	Faiblement positive	60%	ET	Adulte	86%	ET	Moyenne	25%	Alors	Positif	25%
R7	Faiblement positive	60%	ET	Retraité	14%	ET	Faible	75%	Alors	Proche de 0	14%
R8	Faiblement positive	60%	ET	Retraité	14%	ET	Moyenne	25%	Alors	Proche de 0	14%

- Implication : méthode de Mamdani

$$\mu_{conclusion_{R_i}}(y) = \min(\mu_{R_i}(x_0), \mu_{conclusion_{R_i}}(y))$$



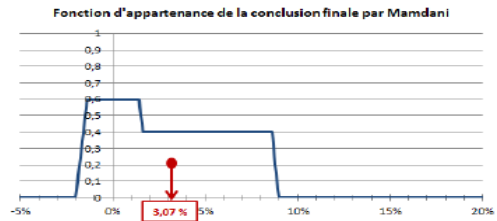
- Agrégation



▪ Etape 3 : Defuzzification

- Méthode du centre de gravité :

$$x_G = \frac{\int_U x\mu(x) dx}{\int_U \mu(x) dx} = \frac{\sum_{i=0}^n x_i\mu(x_i)}{\sum_{i=0}^n \mu(x_i)}$$



**Conclusion : apport de la logique floue**

- Calibrage de la matrice de décision et des fonctions d'appartenance
- Propose une modélisation plus fine du comportement des assurés
- Présente un grand intérêt dans le cas de portefeuilles atypiques
- Permet aussi de tester facilement différentes sensibilités de résiliation des catégories précises d'individus : le calibrage est intuitif est facilement compréhensible par le top management.

**4. Quelques perspectives ...**

**Proposition et modélisation de l'impact des managements actions :**

- **Répondre aux attentes du régulateur :** l'ACPR a publié le 31/12/2015 une analyse de l'exercice ORSA 2015 des organismes français soumis à Solvabilité 2 et préconise notamment :
  - de proposer des scénarios de tests et des managements action réalistes
  - d'avoir recours aux managements actions pour enrichir la mise en place de dispositifs de gestion des risques pérennes.
- **Proposer des managements actions adaptés au client**
- **Modéliser l'impact des managements actions**

**Tester l'apport de la logique floue :**

- **L'utilisation de la logique floue pourrait permettre d'objectiver et de challenger les règles de décisions établies par le top managements.**
- **Challenger les hypothèses « à dire d'experts » et effectuer des tests de sensibilité.**
- **ORSA et logique floue :**
  - La flexibilité de la matrice de décisions permettra au management d'effectuer de nombreux stress tests destinés à dégager une politique de gestion conforme à l'appétence aux risques de l'assureur
  - un calibrage rigoureux et argumenté permettra de satisfaire le régulateur en termes de justification et d'adéquation de la modélisation et de ses hypothèses
  - le raisonnement flou poussera automatiquement l'assureur à mieux comprendre le comportement des assurés, et ainsi à mieux appréhender les risques qui lui sont propres.

Rédigé par Irvan,  
*Membre de l'équipe Périclès Actuarial*