

# logique floue

## 3.1 Introduction

La logique floue est apparue comme un outil très puissant pour traiter des problèmes complexes. Récemment, le rôle de l'inférence dans la gestion de l'incertitude dans les applications d'ingénierie gagne en importance. Les ingénieurs et les scientifiques sont généralement confrontés à des problèmes impossibles à résoudre numériquement à l'aide de règles mathématiques traditionnelles. En utilisant la logique floue, on peut caractériser et contrôler un système dont le modèle n'est pas connu ou est mal défini.[25]

La théorie floue a la capacité de saisir l'imprécision des termes linguistiques dans les énoncés du langage naturel. Cela a fourni une plus grande capacité à modéliser le raisonnement de bon sens humain et la prise de décision [26]. La figure 10 définit Schéma d'ensemble d'un système floue.

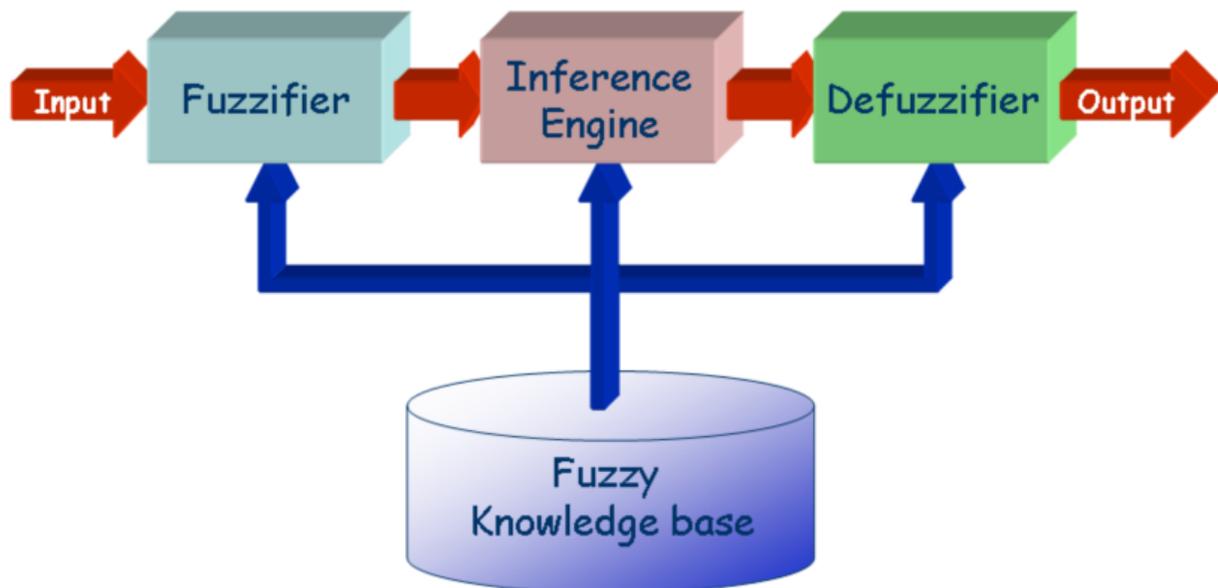


FIGURE 3.1 – Schéma d'ensemble d'un système floue [27]

-**fuzzification** : à ce stade, l'entrée système est transformée de son nombre net en ensembles flous

- **Knowledge base (rules)** : qui est représentée par un ensemble de règles IF-THEN fournies par des experts.
- **Inferences engine** : qui simule le processus de raisonnement humain. Cela se fait en faisant une inférence floue sur les entrées en utilisant les règles.
- **défuzzification** : il transforme l'ensemble flou obtenu par le moteur d'inférence en une valeur nette.[28]

## 3.2 Historique de la logique floue

Depuis longtemps l'homme cherche à maîtriser les incertitudes et les imperfections inhérentes à sa nature. La première réelle manifestation de la volonté de formaliser la prise en compte des connaissances incertaines fut le développement de la théorie des probabilités à partir du XVII<sup>e</sup> siècle. Mais les probabilités ne peuvent maîtriser les incertitudes psychologiques et linguistiques. On a donc assisté aux développements des théories de probabilité subjective (dans les années 50) puis de l'évidence (dans les années 60).[29] Puis la Logique Floue est apparue en 1965 à Berkeley dans le laboratoire de Lotfi Zadeh avec la théorie des sous-ensembles flous puis en 1978 avec la théorie des possibilités. Ces deux théories constituent aujourd'hui ce que l'on appelle Logique Floue .[30]

La Logique Floue permet la formalisation des imprécisions dues à une connaissance globale d'un système très complexe et l'expression du comportement d'un système par des mots.

Elle permet donc la standardisation de la description d'un système et du traitement de données aussi bien numériques qu'exprimées symboliquement par des qualifications linguistiques .[31]

## 3.3 Logique floue vs logique classique

Dans la logique classique, les variables gérées sont Booléennes. C'est à dire qu'elles ne prennent que deux valeurs 0 ou 1 [32]. C'est-à-dire que la réponse de l'instruction est 0 ou 1. De la manière de l'échantillonneur, elle est définie comme une valeur vraie ou fausse. Mais en cas de flou nous pourrions prendre la valeur intermédiaire. En valeur courte entre 0 ou 1.

Pour une meilleure compréhension, prenons l'exemple :

Supposons que quelqu'un court. Prenons la valeur normalisée de la vitesse de course dans une plage de 0 à 1. Supposons que la vitesse soit supérieure à 0,5, alors considérons-la rapidement Et si la vitesse est inférieure à 0,5, elle est considérée comme lente Ici, la valeur nous définissons deux valeurs nettes qui sont lentes et rapides en définissant une valeur de seuil comme 0,5 Ce n'est rien d'autre que la logique classique. Définissez comme rapide ou lent. En cas de logique floue. Nous pouvons prendre une valeur intermédiaire comme lente, moyenne, rapide et très rapide. Ici, nous définissons 4 valeurs au lieu de seulement 2 valeurs. Avec floue, nous pouvons définir plus que ce que nous avons défini ici dans cet exemple :

De 0 à 0,25 -> lent.

Pour 0,25 à 0,5 -> moyen.

Pour 0,5 à 0,75 -> rapide.

Pour 0,75 à 1 -> très rapide.

La valeur intermédiaire ci-dessus relève de la logique floue.

La logique floue est comme la décision de notre cerveau humain. Supposons que quelqu'un vous a donné différents plats à tester et demandez votre avis pour ces plats.

## 3.4 Théorie de la logique floue

### 3.4.1 Les sous-ensembles flous

La logique floue repose sur la théorie des ensembles flous, qui sont une généralisation de la théorie des ensembles classiques. Les ensembles classiques sont également appelés ensembles nets, par opposition à floue, et de même la logique classique est également appelée logique booléenne ou binaire :[33]

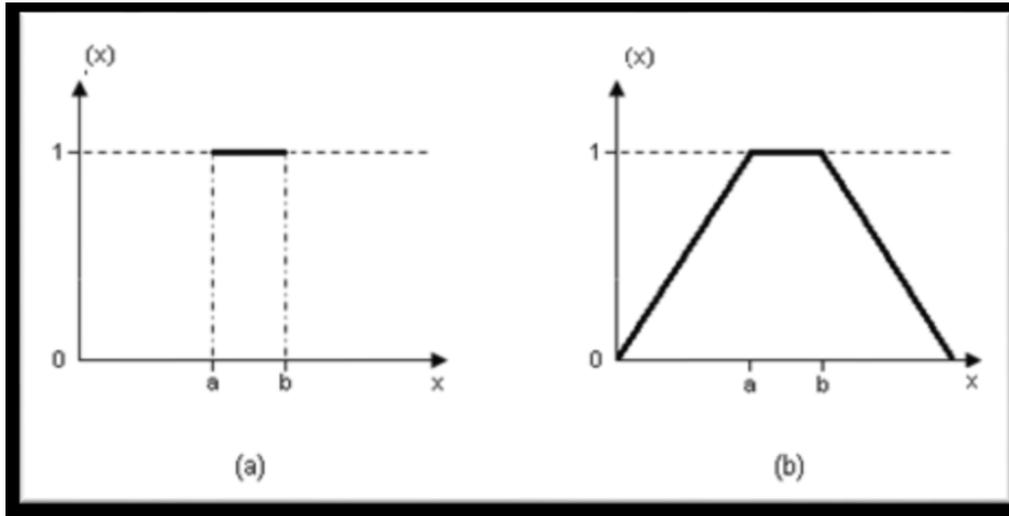


FIGURE 3.2 – Fonction d'appartenance caractérisant un ensemble classique (a) et d'un ensemble floue (b).

### 3.4.2 Les opérations de base sur les sous-ensembles flous

La théorie mathématique sur les sous-ensembles flous définit de nombreuses opérations sur ces sous-ensembles et sur les fonctions d'appartenance qui rendent ces notions utilisables.

Nous ne présentons ici que les opérations de base de cette théorie .[30]

Si A et B sont deux sous-ensembles flous et  $\mu(A)$  et  $\mu(B)$  leur fonction d'appartenance, on définit :

**-Le complémentaire de A, par la fonction d'appartenance :**

$$\mu(\bar{A}) = 1 - \mu(A) \quad (3.1)$$

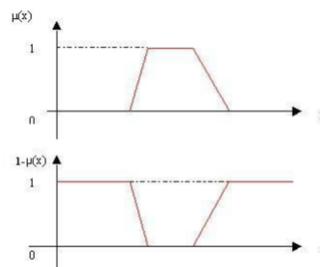


FIGURE 3.3 – Fonction d'appartenance

-Le sous-ensemble A et B, par la fonction d'appartenance :

$$(A \cap B) = \min(\mu(A), \mu(B)) \quad (3.2)$$

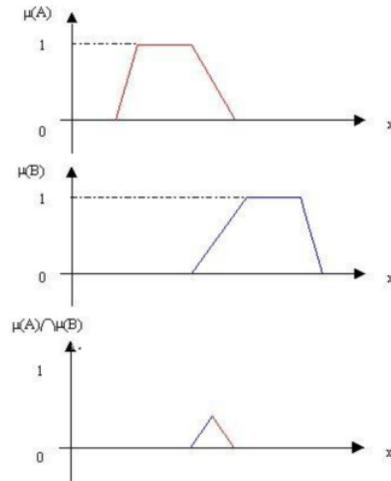


FIGURE 3.4 – Intersection des fonctions d'appartenances

-Le sous-ensemble A ou B,  $A \cup B$ , par la fonction d'appartenance :

$$(A \cup B) = \max(\mu(A), \mu(B)) \quad (3.3)$$

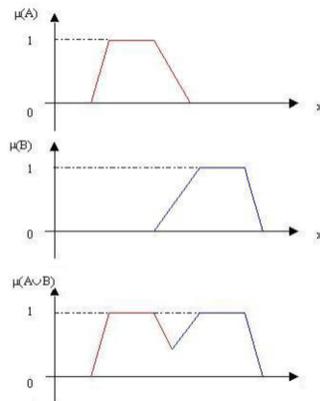


FIGURE 3.5 – Union des fonctions d'appartenances

Ces définitions sont celles qui sont les plus communément utilisées mais parfois, pour certains cas, d'autres sont plus appropriées. Par exemple, l'intersection peut être définie par le produit des fonctions d'appartenance et l'union par la moyenne arithmétique des fonctions d'appartenance. Ces différentes techniques de calcul engendrent une énorme capacité d'adaptation des raisonnements flous [33].

**Opérateur ET :** L'opérateur ET dans la logique floue correspond à l'opération minimum.

$$\mu_E(z) = \mu_A \quad \text{et} \quad B(z) = \beta \quad \min[\mu_A(x), \mu_B(y)] + \left[\frac{(1-\beta)}{2}\right][\mu_A(x) + \mu_B(y)] \quad [34] \quad (3.4)$$

**-Opérateur OU :** Selon la théorie des ensembles, l'opération OU est utilisée souvent pour exprimer l'union entre deux ensembles. Dans la logique floue, cette opération est définie par l'opération maximum.

$$\mu_O(z) = \mu_A \quad \text{et} \quad B(z) = \beta \quad \max[\mu_A(x), \mu_B(y)] + \left[\frac{(1-\beta)}{2}\right][\mu_A(x) + \mu_B(y)] \quad [34] \quad (3.5)$$

Avec le facteur  $\beta \in [0, 1]$ , il est possible de pondérer l'influence des deux termes. Pour  $\beta = 1$ , on aboutit respectivement à l'opérateur minimal ou maximal. Par contre, pour  $\beta = 0$ , on obtient pour les deux opérateurs la moyenne arithmétique correspondant à l'opérateur somme selon 3.3 et 3.4

### 3.4.3 Les variables linguistiques

Une variable linguistique est une variable définie à base de mots ou des phrases au lieu des nombres. En effet, la description d'une certaine situation, d'un phénomène ou d'un procédé contient en général des expressions floues comme "quelque, beaucoup, souvent, chaud, froid, rapide, lent, grand, petit etc.". Ce genre d'expressions forme ce qu'on appelle des variables linguistiques de la logique floue[35]

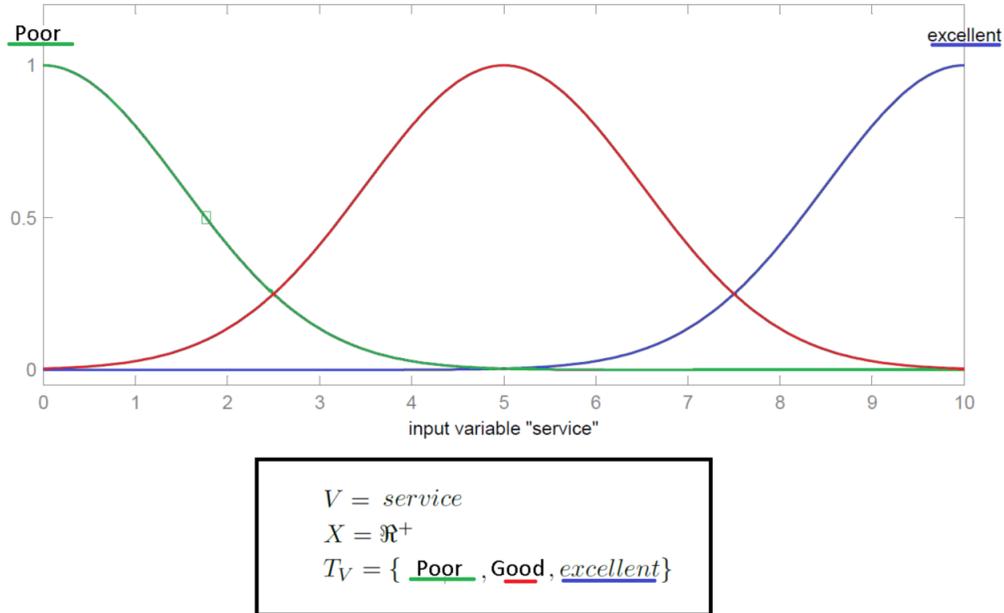


FIGURE 3.6 – Variable linguistique «par exemple la description de la qualité du service

## 3.5 Les types de la logique floue

### 3.5.1 Type-1 logique floue

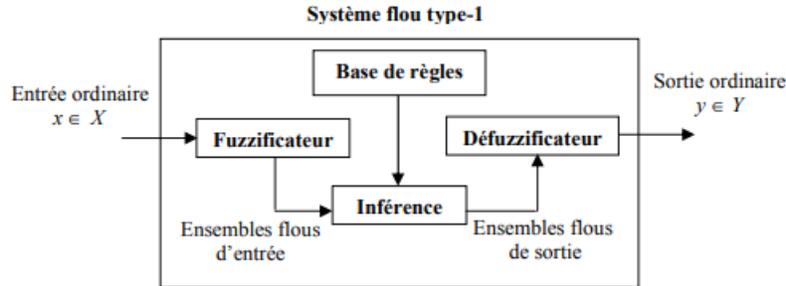


FIGURE 3.7 – Structure générale d'un contrôleur flou type-1.[36]

#### 3.5.1.1 Fuzzification

Elle transforme toute variable numérique d'entrée en variable floue.

**Base de règles :** En logique floue, les règles stipulent la relation entre les ensembles flous d'entrée et les ensembles flous de commande correspondante. Une règle prend habituellement la forme d'instruction IF -THEN comme suit :

**IF**  $x_1$  is  $A_1^1$  **and**... $x_p$  is  $A_p^1$ , **THEN**  $y$  is  $Y^1$   $1 = 1...M$   $x \in X$ ,  $y \in Y$  [41]

Où  $A$  et  $Y$  sont des valeurs linguistiques définies par des ensembles flous. Par conséquent, le nombre de règles définies dépend directement du nombre de sous ensembles défini pour chaque variable d'entrée et de sortie.[37]

**Définition des fonctions d'appartenance :** Un ensemble flou est défini par sa fonction d'appartenance qui correspond à la notion de fonction caractéristique en logique classique, elle permet de mesurer le degré d'appartenance d'un élément à l'ensemble flou. En toute généralité, une fonction d'appartenance d'un ensemble flou est désignée par  $\mu_A(x)$ . L'argument  $x$  se rapporte à la variable caractérisée, alors que l'indice  $A$  indique l'ensemble concerné [33].

Les fonctions d'appartenance peuvent avoir différentes formes :

a) **Fonction d'appartenance triangulaire ;**

$$\mu(X) = \begin{cases} \frac{X-a}{b-a} & a < X \leq b \\ \frac{c-X}{c-b} & b < X \leq c \\ 0 & \text{ailleurs} \end{cases} \quad (3.6)$$

b) **Fonction d'appartenance trapézoïdale ;**

$$\mu(X) = \begin{cases} \frac{X-a}{b-a} & a < X \leq b \\ 1 & b < X \leq c \\ \frac{X-a}{b-a} & c < X \leq d \\ 0 & \text{ailleurs} \end{cases} \quad (3.7)$$

c) **Fonction d'appartenance gaussienne.**

$$\mu(X) = EXP \left[ - \left( \frac{X - m}{\delta} \right)^2 \right] \quad -\infty < X < +\infty \quad (3.8)$$

La Figure (3.8) représente les formes de ces trois types de fonctions d'appartenance :

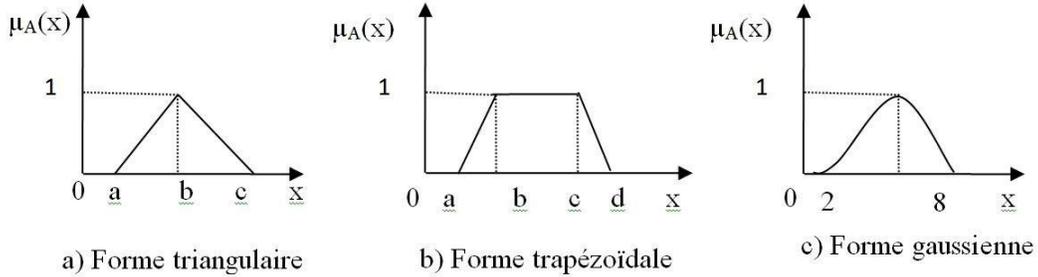


FIGURE 3.8 – Différentes formes de la fonction d'appartenance

**3.5.1.2 Mécanisme d'inférence :**

Consiste à calculer les valeurs de vérité des différentes règles et à associer à chacune d'elle une valeur de sortie qui dépend de sa partie conclusion. L'utilisation des opérateurs et / ou et l'implication dans les règles floues, tels qu'ils sont définis par les fonctions élémentaires (min, max, produit), Il existe plusieurs possibilités pour réaliser les opérateurs qui combinent les valeurs d'entrée et les valeurs de sortie, C'est ce qu'on appelle la méthode d'inférence .les méthodes les plus utilisées sont :

- Méthode d'inférence MAX-MIN.
- Méthode d'inférence MAX-PROD.
- Méthode d'inférence SOMME-PROD. [30]

**- Méthode d'inférence Max-Min :**

Cette méthode réalise l'opérateur "ET" par la fonction "Min", la conclusion "ALORS" de chaque règle par la fonction "Min" et la liaison entre toutes les règles (opérateur "OU») par la fonction Max. La dénomination de cette méthode, dite Max-Min ou "implication de Mamdani", est due à la façon de réaliser les opérateurs ALORS et OU de l'inférence [38] :

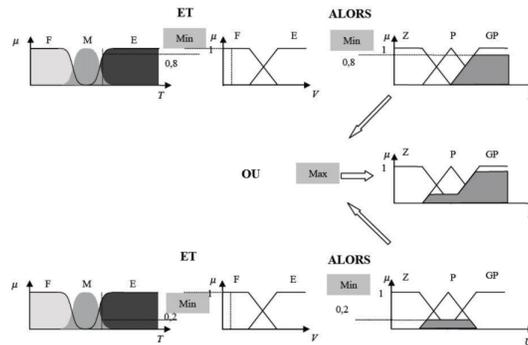


FIGURE 3.9 – Exemple d'inférence Max-Min

### 3.5.1.3 Défuzzification type 1- FL :

Cette étape consiste à réaliser l'opération inverse de la fuzzification, c'est-à-dire, obtenir une valeur physique de la sortie à partir de la surface obtenue. Plusieurs méthodes de défuzzification existent. Comme pour tous les opérateurs flous, le concepteur du système doit choisir parmi plusieurs définitions possibles de défuzzification[33]. Les plus utilisées sont :

- Méthode du maximum
- Méthode de la moyenne des maximums
- Méthode du centre de gravité
- **Méthode du centre de gravité** La méthode du centre de gravité est la plus utilisée. Cette méthode consiste à trouver le centre de gravité de la surface obtenue. L'abscisse du centre de gravité de la sortie peut se déterminer à l'aide de la relation générale[35],[39] :

$$\mu = \frac{\int_{x_0}^{x_1} X\mu(X)dx}{\int_{x_0}^{x_1} \mu(X)dx} \quad (3.9)$$

L'intégrale au dénominateur donne la surface, tandis que l'intégrale au numérateur correspond au moment de la surface.

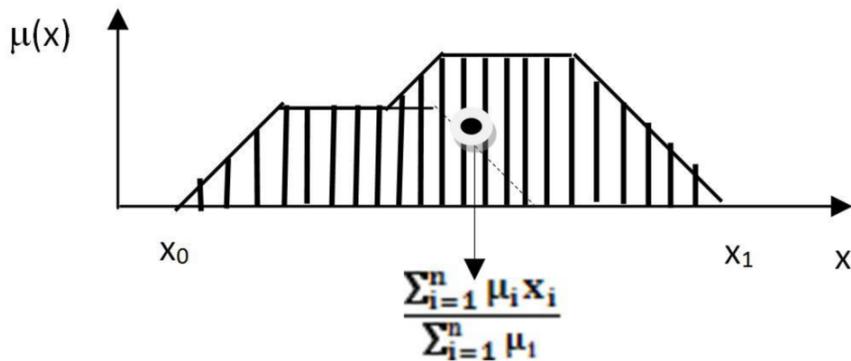


FIGURE 3.10 – Défuzzification par le centre de gravité

- **Méthode de la moyenne des maximums** La méthode est également connue comme le milieu des maxima Dans cette méthode, la valeur défuzzifiée est considérée comme l'élément ayant les valeurs d'appartenance les plus élevées. Lorsqu'il y a plus d'un élément ayant des valeurs d'appartenance maximales, la valeur moyenne des maxima est prise. La sortie est définie par :

$$x^* = \frac{\sum_{i=1}^n \bar{x}_i}{n} \quad [40] \quad (3.10)$$

Dans l'équation 3.9, la sortie défuzzifiée serait :

$$x^* = \frac{a+b}{2} \quad (3.11)$$

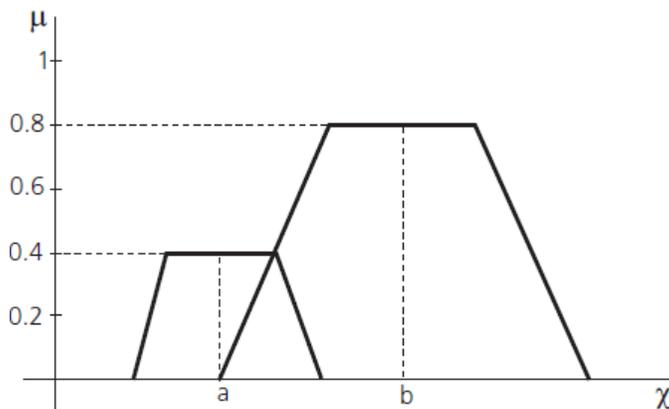


FIGURE 3.11 – fonctions d’appartenance symétriques.  
[40]

- **Méthode du maximum** Cette méthode est également connue sous le nom de méthode de la hauteur. La sortie est définie par[40] :

$$\mu_F(x^*) \geq \mu_F(x), \text{ for all } x \in X \tag{3.12}$$

### 3.6 Type -2- logique floue :

Une logique floue de type-2 inclut au moins un ensemble flou type-2 dans les fonctions d’appartenance définissant ses prémisses ou ses conséquences. L’inférence floue, dans ce type de système, conduit à l’obtention d’ensembles flous de sortie de type-2. La structure d’un système flou type-2 est très similaire à celle d’un système flou type1 La seule différence.

Dans le cas du type-2, le bloc de défuzzification est précédé d’un bloc réduction de type(figure3.12)[36] :

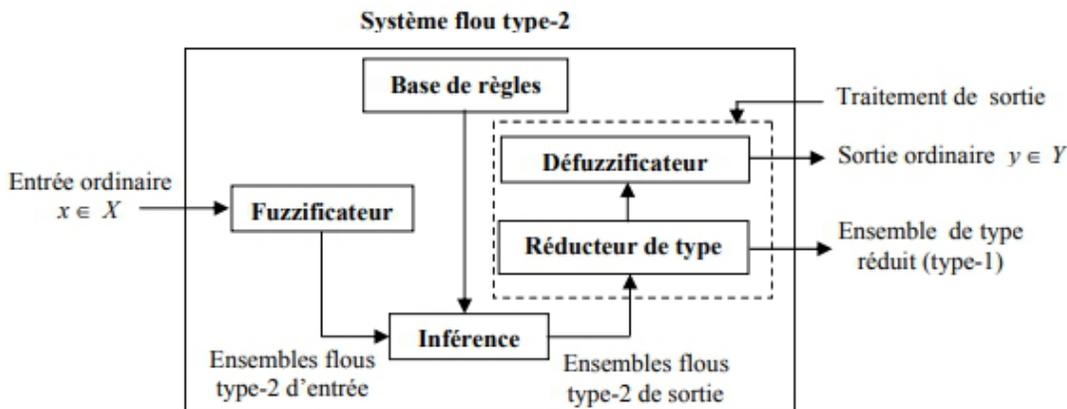


FIGURE 3.12 – Structure d’un système de logique floue de type 2.  
[36]

#### 3.6.1 Fuzzification :

- **Base de règles** La structure des règles dans un FL de type 1 et un FL de type 2 est la même, mais dans ce dernier, les antécédents et les conséquents sont représentés par des ensembles flous de type 2 :

**IF**  $x_1$  is  $\tilde{A}_1^1$  **and...**  $x_p$  is  $\tilde{A}_p^1$  **THEN**  $y$  is  $\tilde{y}^1$  1 = 1.... M [41]

- **Les fonctions d'appartenance** Les bases de la logique floue ne changent pas d'ensembles flous de type 1 à type 2 et, en général, ne changeront pour aucun type n (Karnik et Mendel 1998)[41] . si le nombre de type plus élevé il modifie la nature des fonctions d'appartenance, les opérations qui dépendent des fonctions d'appartenance changent, si on appelle MF de type 1 « primaire MF » alors on appelle MF de type 2 « secondaire MF»,Le FL de type 2 peut également être représenté sur la base de triangulaires, gaussiens, trapézoïdaux.

- **Fonction d'appartenance gaussienne**

$$\mu_2(x, \mu_1) = e - \frac{1}{2} \left[ (\mu_1 - m(x)) / \sigma m \right]^2 \quad \mu_1 \in [0, 1] [41] \quad (3.13)$$

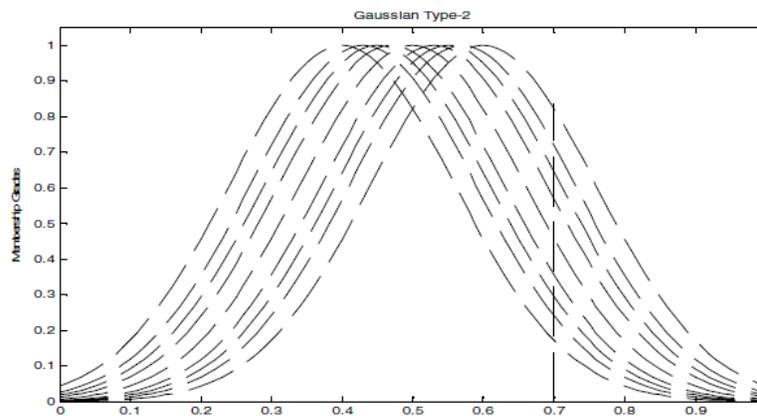


FIGURE 3.13 – forme gaussienne type 2 [41].

- **Footprint of uncertainty** it is the union of all primary membership functions
- **Fonctions d'appartenance supérieures et inférieures** Une «fonction d'appartenance supérieure» et une «fonction d'appartenance inférieure» sont deux fonctions d'appartenance de type 1 qui sont des bornes pour le FOU d'un ensemble flou de type 2  $\tilde{A}$ . La fonction d'appartenance supérieure est associée à la limite supérieure de FOU ( $\tilde{A}$ ). La fonction d'appartenance inférieure est associée à la limite inférieure de FOU ( $\tilde{A}$ ). [41]

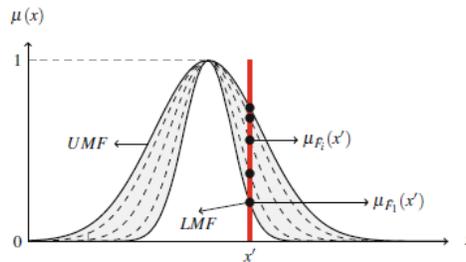


FIGURE 3.14 – Footprint of uncertainty et Fonctions d'appartenance supérieures et inférieures.[42].

### 3.6.2 Mécanisme d'inférence :

Les méthodes inférence pour FL type 2 le même pour le FL type1, la seule différence le type 2 les valeurs d'entrée et les valeurs de sortie sont des ensembles  $\tilde{A}$  donc il utilise les Fonctions d'appartenance supérieures et inférieures pour efficacité de ces méthodes, nous donnons un exemple par la Méthode d'inférence Max-Min permis les méthodes les plus utilisé :

- **Méthode d'inférence Max-Min** Cette méthode réalise l'opérateur "ET" par la fonction "Min", la conclusion "ALORS" de chaque règle par la fonction "Min" et la liaison entre toutes les règles (opérateur "OU») par la fonction Max [38] :

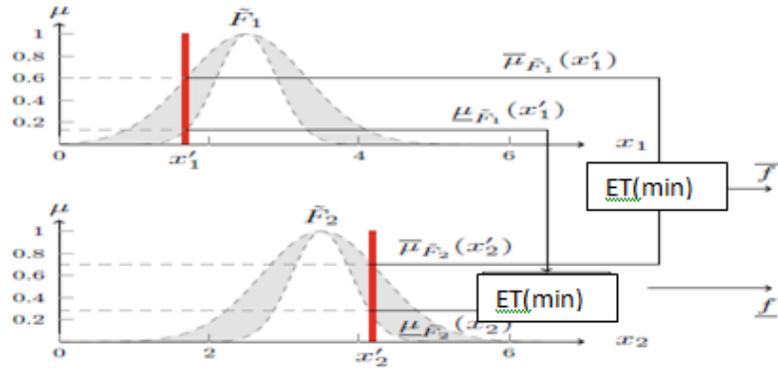


FIGURE 3.15 – utilise fonctions d'appartenance supérieures et inférieures pour opérateur « ET » .[42]

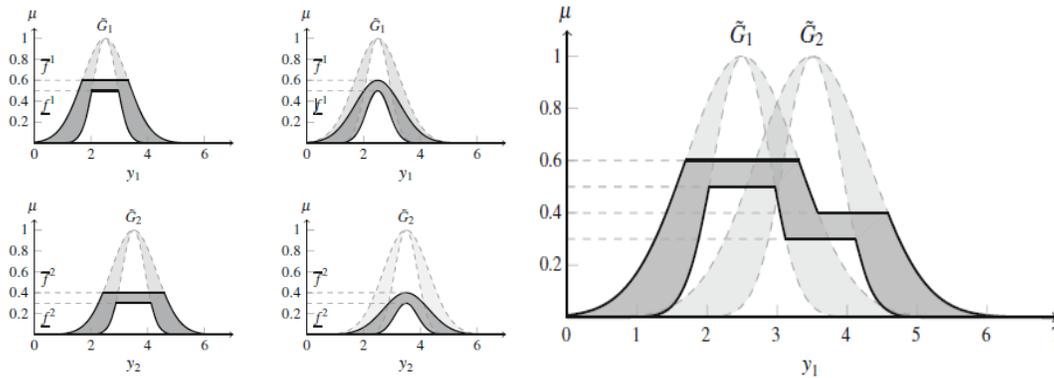


FIGURE 3.16 – Exemple d'inférence Max-Min.[42]

### 3.6.3 Type-Réduction :

Les sortie d'inférence c'est ensemble de type 2 et defuzzification permet d'obtenir une valeur numérique (ordinaire). Cette opération transforme un ensemble flou type-2 à un ensemble flou type-1, les type de réduction sont les méthodes de défuzzification de type1, sauf la sortie des méthodes de type 2 donne deux point final, qu'il defuzzifié pour obtenir un nombre ordinaire.]

- **Centre d'un ensemble Type-Réduction** Dans cette section, nous allons généraliser le concept du centroïde d'un ensemble flou type-1 vers celui du type-2. est généralement la méthode employée,

car il effectue une plus petite quantité d'opérations, la seule procédure qui doit être effectuée après chaque nouvelle entrée dans le système est une moyenne pondérée des centroïdes stockés selon une combinaison des fonctions de MF supérieur et inférieur de chaque règle. De la même manière que la procédure de défuzzification du Centroid, le Centroid TR commence par obtenir  $K$  échantillons d'un FL de Type-2 à travers le FOU d'un FL de Type-2 embarque plusieurs FL de Type-1, pour effectuer le TR, il faut obtenir deux Type-1 FL, et la meilleure façon est les limites supérieures et inférieures du centroïde FL de type 2. la procédure commence en utilisant ses bornes supérieure et inférieure échantillonnées pour trouver les valeurs optimales pour les points de commutation  $[L, R]$  [42] :

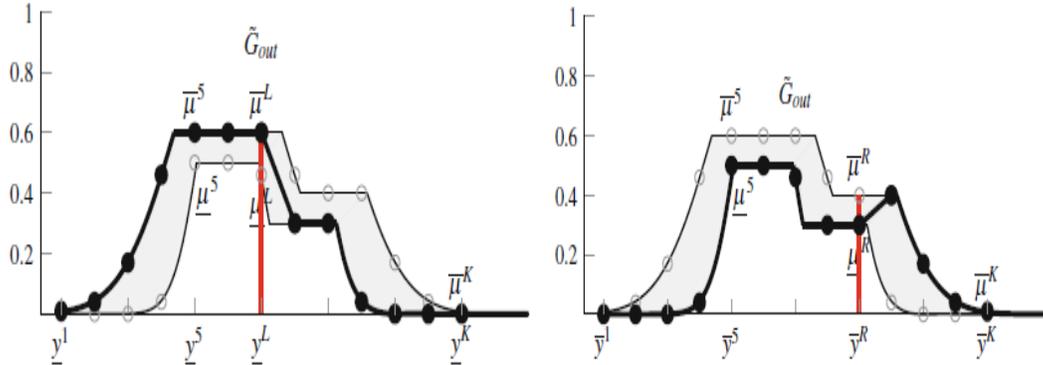


FIGURE 3.17 – Passage des bornes supérieures aux bornes inférieures et des bornes inférieures aux bornes supérieures..[42]

$$y_l(k) = \frac{\sum_{i=1}^k \bar{y}^i \underline{\mu}^i \bar{G}_{out} + \sum_{i=k+1}^k y^i \underline{\mu}^i \bar{G}_{out}}{\sum_{i=1}^k \underline{\mu}^i \bar{G}_{out} + \sum_{i=k+1}^k \underline{\mu}^i \bar{G}_{out}}$$

$$y_r(k) = \frac{\sum_{i=1}^k \bar{y}^i \underline{\mu}^i \bar{G}_{out} + \sum_{i=k+1}^k \bar{y}^i \underline{\mu}^i \bar{G}_{out}}{\sum_{i=1}^k \underline{\mu}^i \bar{G}_{out} + \sum_{i=k+1}^k \underline{\mu}^i \bar{G}_{out}} \quad (3.14)$$

Où  $k$  est un entier dans l'intervalle  $[1, K - 1]$  et  $K$  représente le nombre de points de discrétisation. Ensuite, les limites d'intervalle optimales peuvent être obtenues par  $y_l$  et  $y_r$ , comme suit :[42]

$$y_l = \min_{k \in [1, M - 1]} y_l(k) \equiv y(L) \equiv \frac{\sum_{i=1}^L \bar{y}^i \underline{\mu}^i \bar{G}_{out} + \sum_{i=L+1}^k y^i \underline{\mu}^i \bar{G}_{out}}{\sum_{i=1}^L \underline{\mu}^i \bar{G}_{out} + \sum_{i=L+1}^k \underline{\mu}^i \bar{G}_{out}}$$

$$y_r = \max_{k \in [1, M - 1]} y_r(k) \equiv y(R) \equiv \frac{\sum_{i=1}^R \bar{y}^i \underline{\mu}^i \bar{G}_{out} + \sum_{i=R+1}^k \bar{y}^i \underline{\mu}^i \bar{G}_{out}}{\sum_{i=1}^R \underline{\mu}^i \bar{G}_{out} + \sum_{i=R+1}^k \underline{\mu}^i \bar{G}_{out}} \quad (3.15)$$

Où  $L$  et  $R$  sont des points de commutation satisfaisants :

$$y^L \leq y_l < y^{L+1}$$

$$y^R \leq y_r < y^{R+1}$$

### 3.6.4 Défuzzification de type 2 -FL :

Cette étape consiste à réaliser l'opération inverse de la fuzzification, après la transformation un ensemble flou type-2 à un ensemble flou type-1 par TR il donne deux point finale, donc la défuzzification de ces point c'est la moyen  $Y$  comme équation suivant :

$$Y = \frac{Y_l + Y_r}{2} \quad [17] \quad (3.16)$$

### 3.7 Conclusion :

La logique floue est une approche au raisonnement humain. Dans ce chapitre on a vu les étapes et les méthodes de type-1 et type-2 de la logique floue pour la réalisation d'un système basé sur la logique floue. Les fonctions d'appartenances sont le cœur de la logique floue, et ces eux qui mettent la différence entre la logique classique (booléen) et la logique floue. Et aussi entres les types de la logique floue. L'inférence est l'expérience humaine détermine la manière de raisonnement du système. Et l'agrégation c'est le système prend le rôle de l'être humain et commence à raisonner et de défuzzifier en suite pour donner des résultats.

# Simulation D'une méthode objective pour l'évaluation de la qualité audiovisuelles par la logique floue

## 4.1 Introduction

Dans ce chapitre, nous allons présenter le déroulement du travail réalisé sur l'évaluation de la qualité audiovisuelle en utilisant la logique floue, et nous discutons les résultats obtenus. Nous avons proposé trois modèles pour faire l'évaluation objective base sur la logique floue : le premier modèle est un modèle globale qui génère la qualité audiovisuelle globalement sans passer par l'évaluation des deux qualités visuelle et auditive, par contre les deux autre modèles que nous avons créés sont des modèles objectives basés sur les qualités auditive et visuelle en utilisant la logique floue qui nous a donné des bons résultats par rapport le premier modèle les trois modèles sont appliqués sur la même base donnée INRS (Institut National de la Recherche Scientifique) réalisé par Edip Demirbilek [43]. A noter que le système flou proposé a été simulé sous Matlab en utilisant Fuzzy Logic Toolbox.

## 4.2 Pourquoi la logique floue (FL)

On utilise la logique floue pour évaluer la qualité audiovisuelle (QAV) car la logique floue est basée sur le langage naturel, la base de FL est la base de la communication humaine. Cette observation sous-tend de nombreuses autres déclarations sur la FL. Parce que la FL construite sur les structures de description qualitatives utilisées dans le langage courant et la FL est facile à utiliser et aussi la logique floue peut modéliser des fonctions non linéaires de complexité arbitraire. Vous pouvez créer un système flou pour correspondre à n'importe quel ensemble de données d'entrée-sortie. Ce processus est rendu particulièrement facile par des techniques adaptatives disponibles dans le logiciel Fuzzy Logic Toolbox[44]. Nous avons proposé trois modèles de QAV dont le but est d'attendre les meilleures performances de QAV.

## 4.3 Description des modèles proposés

Le premier modèle est un modèle globale qui génère la qualité audiovisuelle globalement sans passer par l'évaluation des deux qualités visuelle et auditive, vous avez utilisé un seul système de logique floue (FIS) selon le schéma de figure 4.1 :

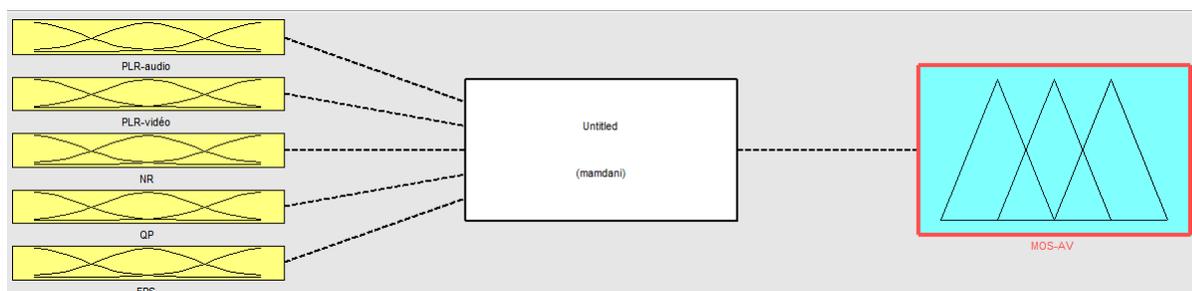


FIGURE 4.1 – Premier modèle FL pour évaluer la QAV.

Pour les deux autres modèles, nous avons utilisé L'audio et vidéo comme des paramètres d'entrés mais on a connu que audiovisuelle concaténé de deux flux : audio et vidéo donc il faut évaluer la qualité audio (QA) et qualité vidéo (QV) par FL premièrement et après nous utilisons les résultats de leur évaluation pour évaluer la qualité audiovisuelle par FL.

Pour le deuxième modèle comme la figure suivante :

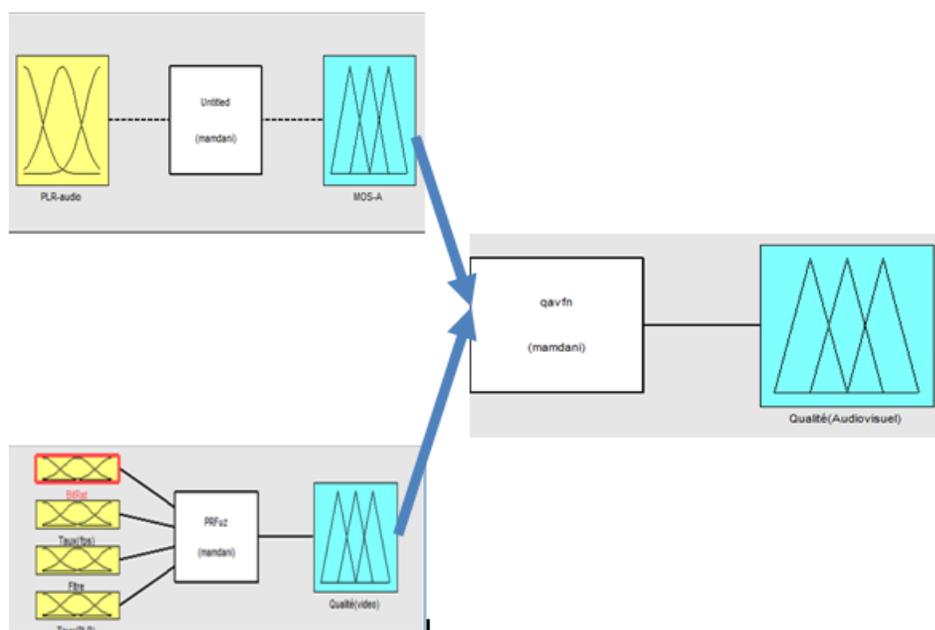


FIGURE 4.2 – deuxième modèle FL pour évaluer la QAV.

Pour troisième modèle, selon le schéma suivant :

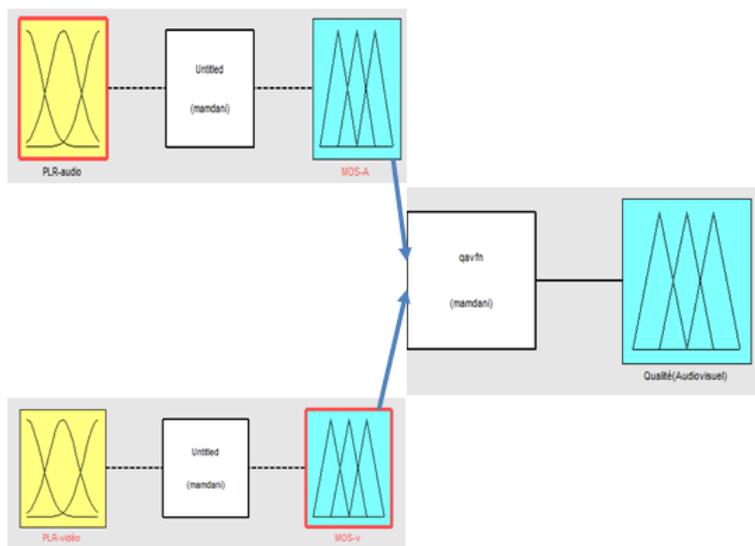


FIGURE 4.3 – troisième modèle FL pour évaluer la QAV.

## 4.4 La base de données audiovisuelle utilisée

La base donnée audiovisuelle de l'INRS[43], est composé de 160 configurations uniques pour le contenu audiovisuel, comprenant divers paramètres de compression du média et de distorsion du réseau, tels que la fréquence d'images, la quantification et les paramètres de réduction du bruit, ainsi que le taux de perte de paquets. Les valeurs de plage de paramètres de compression et de distorsion réseau sont sélectionnées pour correspondre aux cas d'utilisation de communications en temps réel. Le codec vidéo H.264 avec une résolution de 720p et le codec audio AMR-WB sont utilisés pour coder les flux vidéo et audio. 30 observateurs ont évalué la qualité audiovisuelle globale sur l'échelle de qualité ACR (Absolute Catégorie Rating) sur 5 niveaux dans un environnement contrôlé. L'ensemble de données comprend les valeurs MOS, les taux de perte de paquets mesurés au niveau du flux de bits pour les flux audio et vidéo.

Le tableau suivant présent les cinq niveaux des facteurs existe dans la base donnée INRS qui influent sur QA, QV :

---	Video	Audio
FPS	10 , 15 ,20 ,25	Mono ,16 kHz , 24 kbps
QP	23 , 27 , 31 ,35	Mono ,16 kHz , 24 kbps
NR	0 , 999	Mono ,16 kHz , 24 kbps
PLR %	0 , 0.1 , 0.5 , 1.5	0 , 0.1 , 0.5 , 1.5

TABLE 4.1 – Paramètres de compression des médias et dégradation du réseau. [43]

A partir des facteurs existants dans la base INRS, nous avons choisi, frame par seconde (FPS : frame rate), paramètre de quantification (QP : bitrate), réduction du bruit (NR : noise réduction filtre analyse), taux de perte de paquets (PLR : packet loss rate) comme des paramètres entrés parce qu'ils jouent le rôle le plus important dans l'évaluation de la qualité[45].

## 4.5 Description des paramètres d'entrés et de sortie du système flou pour les trois modèles

On observe qu'un PLR supérieur à 0,5% réduit considérablement la qualité [2=3]. Et sélectionné FPS [10; 15; 20; 25], QP [23; 27; 30; 35] et NR [0 et 999], on observe si le FPS supérieur à 10 ou QP supérieur à 23 réduit considérablement la qualité.[46], on utilise Fuzzy Logic Toolbox version : 2.2.13 qui disponible sur le logiciel MATLAB Version 7.12.0.635 (R2011a). Vous pouvez créer ces systèmes à l'aide d'outils graphiques ou de fonctions de ligne de commande, la figure suivant présente comment évalué la qualité audio par FL :

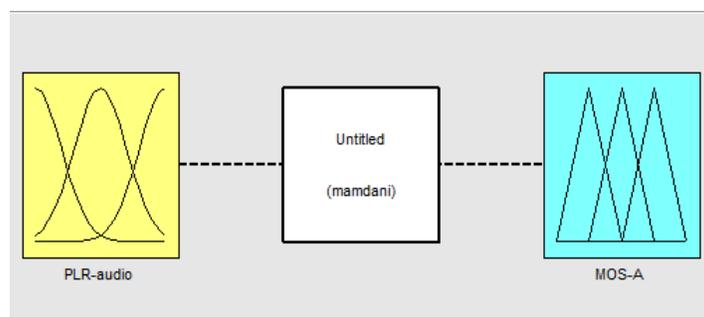


FIGURE 4.4 – Évalué la qualité audio par FL

A partir des paramètres existe de la base INRS. On choisit, PLR-audio, comme de paramètre entré pour notre système d'évaluation de la QA. Et pour la sortie on a pris MOS-audio . Et on précise trois variables linguistiques pour paramètre entré PLR-audio :[faible, moyen, élevé], et cinq pour paramètre sortie [mouvais, médiocre, satisfaisant, bien, excellent].

Avant de crier les fonctions appartenances, on a défini les meilleurs intervalles pour les paramètres entrés a partir de [47], et le graphe illustre dans la figure 4.6 qui est crié à partir des facteurs choisis dans la base donnée INRS :

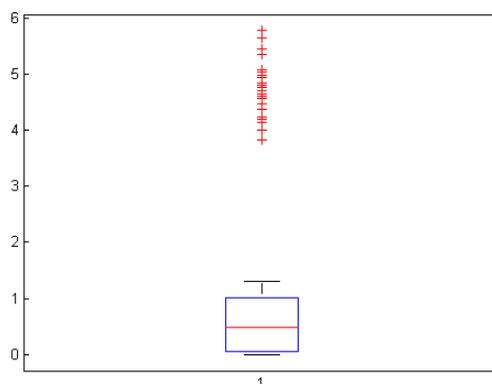


FIGURE 4.5 – Graphe pour intervalle de PLR- audio

On observe que le meilleur intervalle pour input PLR- audio est entre 0 - 1.5 % et que entre 0 - 0.5% c'est les note faible, la ligne rouge dans intervalle c'est la moyenne de l'intervalle égale 0.5%, supérieur a 0.5% les

note élevé, pour les note dans intervalle 4-6 c'est des note Hors intervalle.

Pour crier les Fonctions d'appartenances, on a utilisé la fonction trapézoïdale car il est simple et plus flexible et aussi permit les trois fonctions la plus utilise, La figure 4.6 illustre la fonction d'appartenance de « PLR-audio » et « MOS-audio».

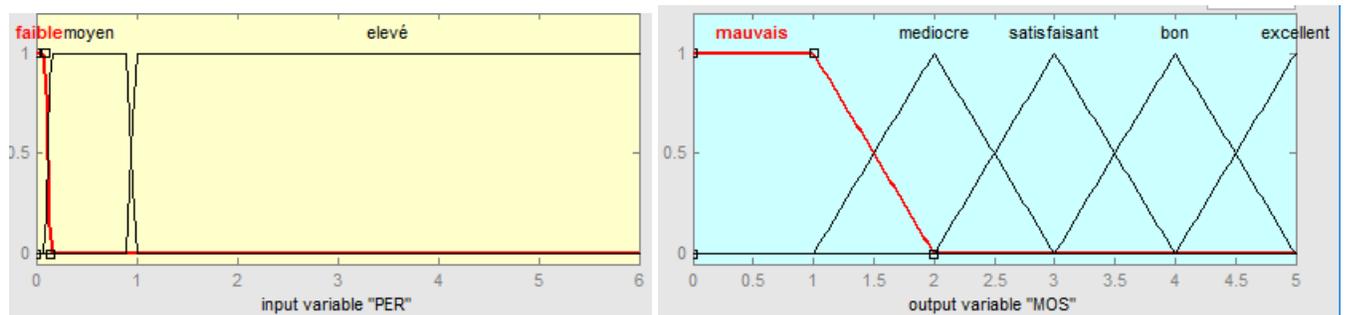


FIGURE 4.6 – Fonction d'appartenance de PLR-audio.et Fonction d'appartenance de MOS-audio.

Pour les règles d'inférence, on a fait entrée les règles floues qui relié les sous-ensembles d'entrées et sortie. Cette étapes est dans le but de déterminer les relations entre l'ensemble d'entré et la sortie en se basant sur ce qu'on a obtenu comme résultats en pratique.

Les opérateurs utilisés dans ce cas sont les opérateurs de type « Mamdani » ou s'appelle aussi « min-max » car il a un système d'inférence comme le comportement humain et peut donc être utilisé pour modéliser des systèmes non linéaires très compliqués[48]. Donc le moteur d'inférence sera comme l'exemple suivant :

1. If (PLR-audio is faible) then (MOS-audio is excellent).
2. If (PLR-audio is Moyne) then (MOS-audio is satisfaisant).
3. If (PLR-audio is élevé) then (MOS-audio is mauvais).

-En fin la Défuzzification, Dans cette étape, le système flou utilise la méthode du centre de gravité car c'est le plus utilisé dans le système FL pour la défuzzification, plus simple et flexible. Cette méthode a été expliquée dans le chapitre précédent. La figure 4.8 montre la fenêtre des règles sous Matlab où on peut choisir nos entrés pour que le système nous prédit des résultats.

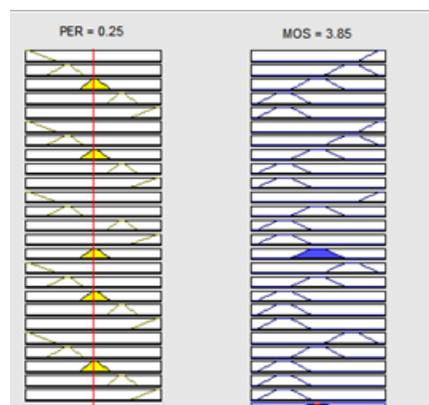


FIGURE 4.7 – Fenêtre qui montre un exemple des étapes de la défuzzification pour l'évaluation de QA sur FL.

Comme l'évaluation de la qualité audio, on a évalué la qualité vidéo la seul différence sur les paramètres entrés, on utilise les facteurs influents sur la qualité vidéo qui sont QP, FPS, NR,PLR-vidéo.

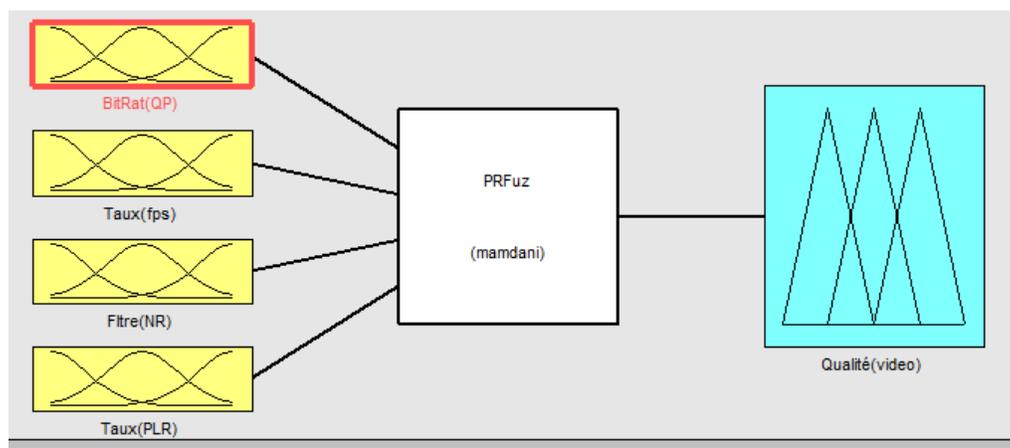


FIGURE 4.8 – Utilisation de la FL pour évaluation de la QV.

On précise trois variables linguistiques pour les paramètres entrés faible, moyen, élevé, et cinq pour paramètre sortie [ **mouvais, médiocre,satisfaisant,bien, excellent** ]. à partir des paramètres utilisés dans la base INRS, on choisit, **QP** , **FPS** , **NR** ,**PLR-vidéo** , comme des entrés pour notre système. Et pour la sortie on a pris MOS-vidéo.

Comme audio on a définit les meilleurs intervalles pour les paramètres entrés, selon les graphes illustrés dans la figure 4.10 et selon[47], on observé que le meilleur intervalle pour QP c'est 23 - 35 kbps, FPS c'est 10 - 25 fps, PLR-vidéo c'est 0 - 1.%, et pour NR c'est 0 - 999. Mais les notes qui ne sont pas dans ces intervalles sont des hors intervalles :

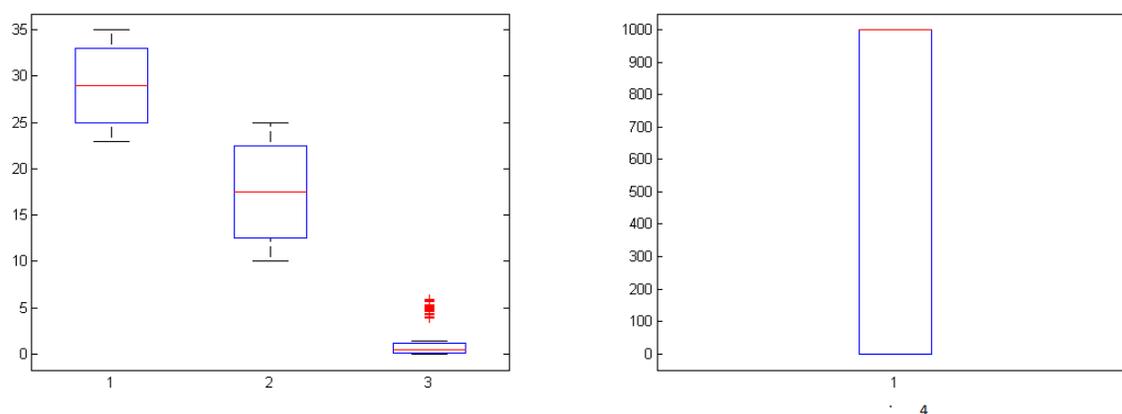


FIGURE 4.9 – Les meilleurs intervalles pour les inputs : 1=> QP, 2 => FPS, 3 => PLR-vidéo, 4 => NR de vidéo successivement.

On utilise la fonction trapézoïdale pour crier les Fonctions d'appartenances les deux figures suivants présentent les fonctions d'appartenances pour les entrés et les sorties :

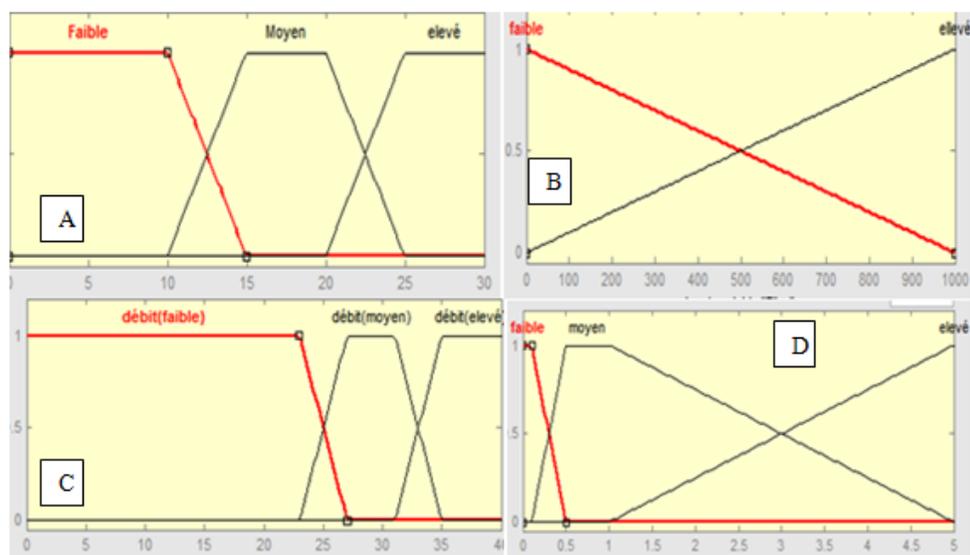


FIGURE 4.10 – les fonctions d'appartenances A=> FPS, B=>NR, C => QP, D => PLR-vidéo successivement

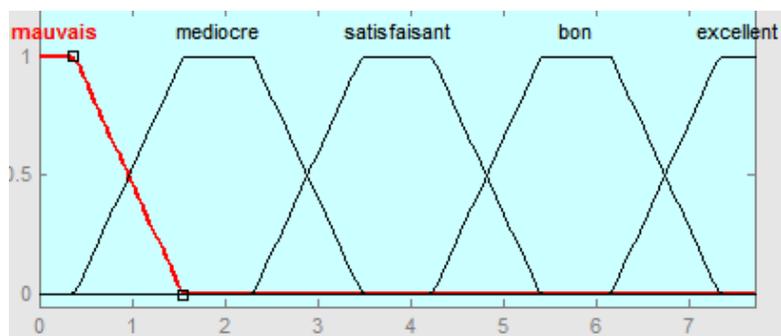


FIGURE 4.11 – fonction d'appartenance de MOS-vidéo.

Pour les règles d'inférence La figure suivante expliqué les règles d'inférence qui relient les entrés avec les sorties.

3. If (BitRat(QP) is not débit(faible)) and (Taux(fps) is Faible) and (Taux(PLR) is élevé) then (Qualité(video) is mauvais) (1)
4. If (BitRat(QP) is débit(faible)) and (Taux(fps) is Moyen) and (Taux(PLR) is faible) then (Qualité(video) is satisfaisant) (1)
5. If (BitRat(QP) is débit(faible)) and (Taux(fps) is Moyen) and (Taux(PLR) is moyen) then (Qualité(video) is médiocre) (1)
6. If (BitRat(QP) is débit(faible)) and (Taux(fps) is Moyen) and (Taux(PLR) is élevé) then (Qualité(video) is mauvais) (1)
7. If (BitRat(QP) is débit(elevé)) and (Taux(fps) is élevé) and (Taux(PLR) is faible) then (Qualité(video) is satisfaisant) (1)
8. If (BitRat(QP) is débit(elevé)) and (Taux(fps) is élevé) and (Taux(PLR) is moyen) then (Qualité(video) is médiocre) (1)
9. If (BitRat(QP) is débit(elevé)) and (Taux(fps) is élevé) and (Taux(PLR) is élevé) then (Qualité(video) is mauvais) (1)
10. If (BitRat(QP) is débit(faible)) and (Taux(fps) is Faible) and (Taux(PLR) is faible) then (Qualité(video) is bon) (1)
11. If (BitRat(QP) is débit(faible)) and (Taux(fps) is Faible) and (Taux(PLR) is moyen) then (Qualité(video) is médiocre) (1)
12. If (BitRat(QP) is débit(faible)) and (Taux(fps) is Faible) and (Taux(PLR) is élevé) then (Qualité(video) is mauvais) (1)
13. If (BitRat(QP) is débit(moyen)) and (Taux(fps) is Moyen) and (Taux(PLR) is faible) then (Qualité(video) is bon) (1)
14. If (BitRat(QP) is débit(moyen)) and (Taux(fps) is Moyen) and (Taux(PLR) is moyen) then (Qualité(video) is satisfaisant) (1)
15. If (BitRat(QP) is débit(moyen)) and (Taux(fps) is Moyen) and (Taux(PLR) is élevé) then (Qualité(video) is médiocre) (1)
16. If (BitRat(QP) is débit(elevé)) and (Taux(fps) is Moyen) and (Taux(PLR) is not élevé) then (Qualité(video) is satisfaisant) (1)
17. If (BitRat(QP) is débit(elevé)) and (Taux(fps) is Moyen) and (Taux(PLR) is élevé) then (Qualité(video) is médiocre) (1)
18. If (Taux(fps) is élevé) and (Taux(PLR) is élevé) then (Qualité(video) is mauvais) (1)

FIGURE 4.12 – Fenêtre qui montre un exemple des règles d'inférences pour évaluer QV sur FL.

Nous avons atteint la dernière étape « défuzzification », on peut choisir nos entrées pour que le système nous prédit des résultats. La figure suivante illustre ça :

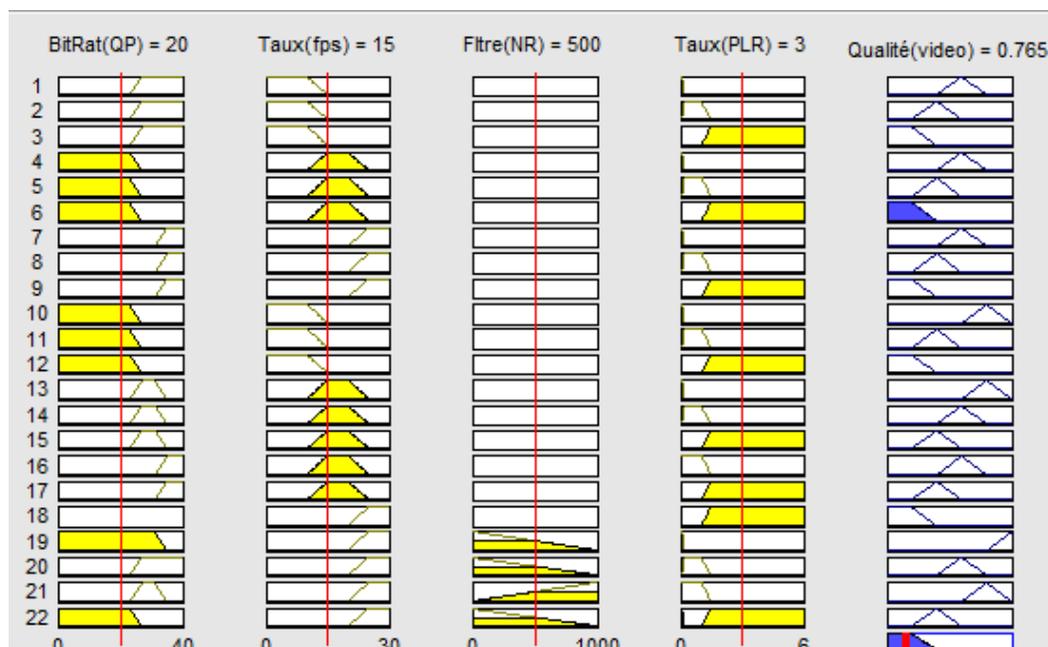


FIGURE 4.13 – Fenêtre qui montre un exemple des étapes de la défuzzification pour l'évaluation de QV sur FL.

Après l'évaluation de la QA et la QV, on utilise les résultats de chaque évaluation de QA et QV des paramètres entrés pour évaluer la QAV comme on a vu dans la figure 4.2 précédente de deuxième modèle. Donc pour les variables linguistiques on précise cinq variables mauvais, médiocre, satisfaisant, bien, excellent et aussi utilise la fonction trapézoïdale pour crier les fonctions d'appartenances comme présente dans les figure suivantes :

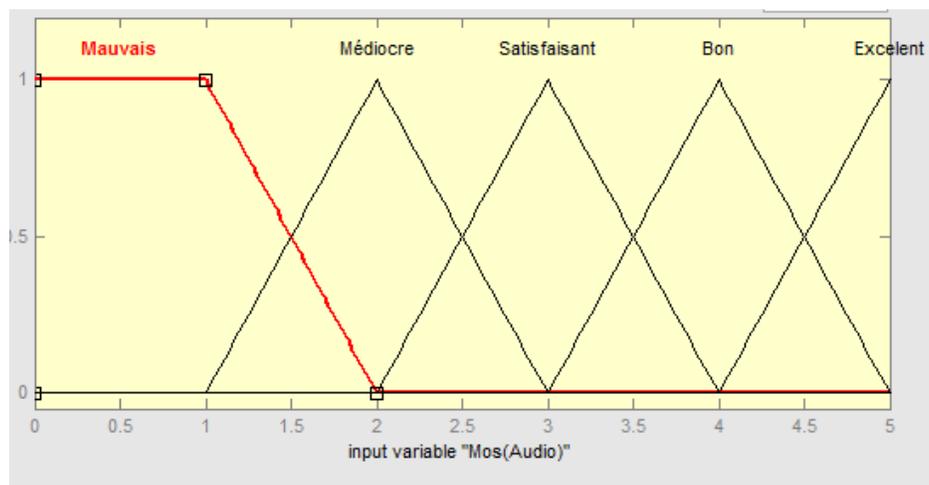


FIGURE 4.14 – fonction d'appartenance de MOS-audio.

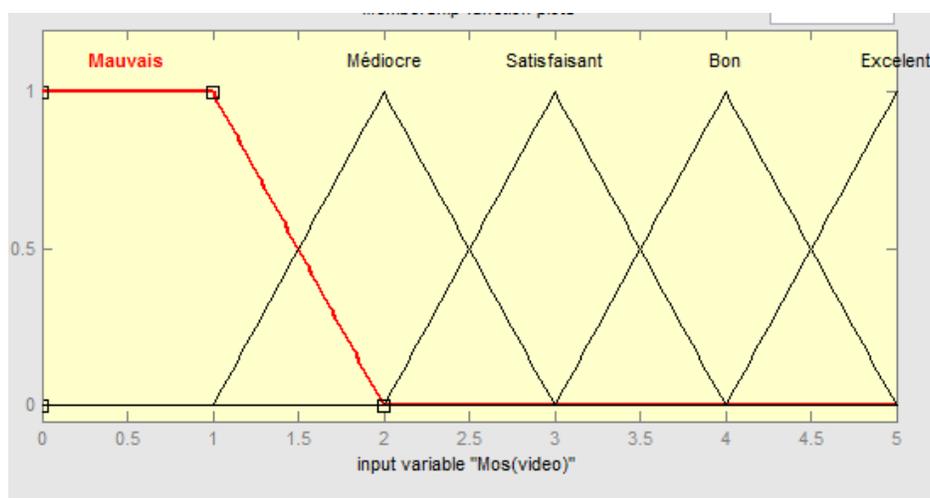


FIGURE 4.15 – fonction d'appartenance de MOS-vidéo.

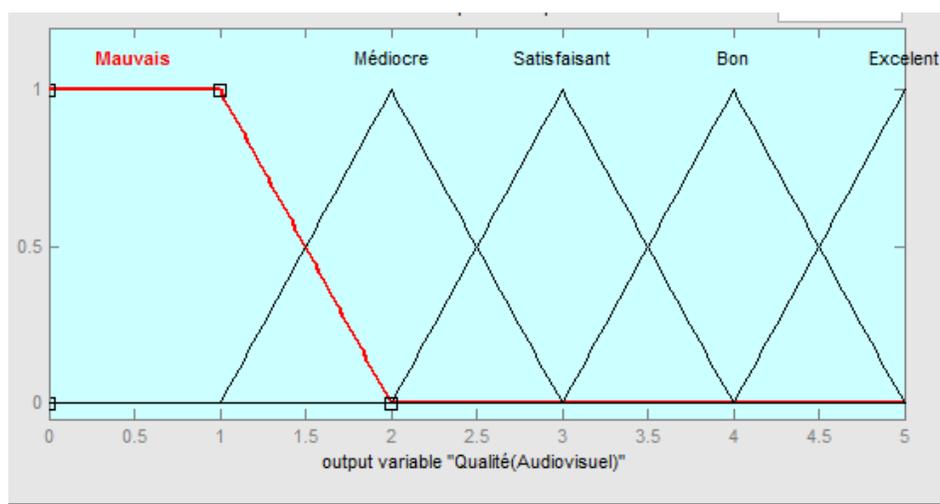


FIGURE 4.16 – fonction d'appartenance de MOS-audiovisuelle.

-Pour les règles d'inférences la figure suivant illustré ça :

```

1. If (Mos(video) is Mauvais) and (Mos(Audio) is Mauvais) then (Qualité(Audiovisuel) is Mauvais) (1)
2. If (Mos(video) is Mauvais) and (Mos(Audio) is Médiocre) then (Qualité(Audiovisuel) is Mauvais) (1)
3. If (Mos(video) is Mauvais) and (Mos(Audio) is Satisfaisant) then (Qualité(Audiovisuel) is Mauvais) (1)
4. If (Mos(video) is Mauvais) and (Mos(Audio) is Bon) then (Qualité(Audiovisuel) is Mauvais) (1)
5. If (Mos(video) is Mauvais) and (Mos(Audio) is Excelent) then (Qualité(Audiovisuel) is Mauvais) (1)
6. If (Mos(video) is Médiocre) and (Mos(Audio) is Mauvais) then (Qualité(Audiovisuel) is Médiocre) (1)
7. If (Mos(video) is Médiocre) and (Mos(Audio) is Médiocre) then (Qualité(Audiovisuel) is Médiocre) (1)
8. If (Mos(video) is Médiocre) and (Mos(Audio) is Satisfaisant) then (Qualité(Audiovisuel) is Médiocre) (1)
9. If (Mos(video) is Médiocre) and (Mos(Audio) is Bon) then (Qualité(Audiovisuel) is Médiocre) (1)
10. If (Mos(video) is Médiocre) and (Mos(Audio) is Excelent) then (Qualité(Audiovisuel) is Médiocre) (1)
11. If (Mos(video) is Satisfaisant) and (Mos(Audio) is Mauvais) then (Qualité(Audiovisuel) is Satisfaisant) (1)
12. If (Mos(video) is Satisfaisant) and (Mos(Audio) is Médiocre) then (Qualité(Audiovisuel) is Satisfaisant) (1)
13. If (Mos(video) is Satisfaisant) and (Mos(Audio) is Satisfaisant) then (Qualité(Audiovisuel) is Satisfaisant) (1)
14. If (Mos(video) is Satisfaisant) and (Mos(Audio) is Bon) then (Qualité(Audiovisuel) is Satisfaisant) (1)
15. If (Mos(video) is Satisfaisant) and (Mos(Audio) is Excelent) then (Qualité(Audiovisuel) is Satisfaisant) (1)
16. If (Mos(video) is Bon) and (Mos(Audio) is Mauvais) then (Qualité(Audiovisuel) is Bon) (1)

```

FIGURE 4.17 – Fenêtre qui montre un exemple des règles d'inférences pour évaluer QAV sur FL.

Pour l'étape de défuzzification elle fonctionne automatiquement et donne directement le résultat de mos audiovisuel.

## 4.6 Analyse et interprétation des résultats

Dans ce qui suit, nous détaillons les résultats obtenues de nos modèles proposés pour l'évaluation objective de la qualité audiovisuelle.

Donc l'objectif de notre travail premièrement est d'arriver à obtenir des résultats similaires aux résultats subjectives de la base donnée INRS en le système flou et comme deuxième objective est de généraliser cette technique pour prédire d'autres résultats qui sont irréalizable au laboratoire ce qui montre la robustesse du système flou proposé.

A noter que la performance d'un modèle d'évaluation objective de QAV est évaluée via trois métriques statistiques, utilisées pour informer de la précision du modèle via l'erreur quadratique moyenne (RMSE), de sa consistance via le rapport de valeurs aberrantes (outlier ratio) et de sa linéarité/monotonie via le coefficient de corrélation de Pearson (voir le chapitre 2).

Pour les trois modèles de QAV développés, nous calculons la corrélation de Pearson entre Mos-prédictive de chaque modèle et Mos-subjective de la base donnée INRS et aussi nous calculons le RMSE et RO (outlire), c'est calculs aide nous pour que nous puissions découvrir notre meilleur modèle et nous comparons aussi nos modèles avec les modèles objective de Edip Demirbilek qui utilise les réseaux de neurone et l'apprentissage [45]. Le tableau 4.2 montre les résultats obtenus.

—	Corrélation- de Pearson	rmse	RO
Modèle 1	0.7971	0.6671	0.4500
Modèle 2	0.8008	0.7012	0.4000
Modèle 3	0.8504	0.6519	0.4375

TABLE 4.2 – les résultats de performances des modèles proposées

A partir du tableau 4., on remarque que les résultats de performance des trois modèles proposés sont meilleurs, et aussi le troisième modèles qui utilise que les PLR-audio et PLR-vidéo comme paramètres est le meilleur puisque il a une plus grande valeur pour Corrélation de Pearson et des plus petites valeurs pour RMSE et sauf RO de la deuxième modèle est optimale.

D'après les figures 4.18, 4.19 ,4.20 et 4.21, 4.22 on observe à partir des résultats de troisième modèle que les facteurs PLR-audio et PLR-vidéo sont les facteurs le plus influent pour l'estimation de la qualité audiovisuelle. Dans la figure 4.20, on observe que le PLR audio et vidéo est très influents sur la QAV et on voit dans les graphes que si le PLR audio et vidéo inférieur à 0.5%, les Mos-prédictive est élevé et le contraire si PLR audio et vidéo supérieur à 0.5%. Pour les facteurs QP, NR et FPS, on observé que QP, NR, FPS est moins influents sur la QAV, il y a des valeurs aberrantes entre le 0.5% et 1 ne pas influent clairement cela retour a l'influence léger quand les paramètre se rencontrent .

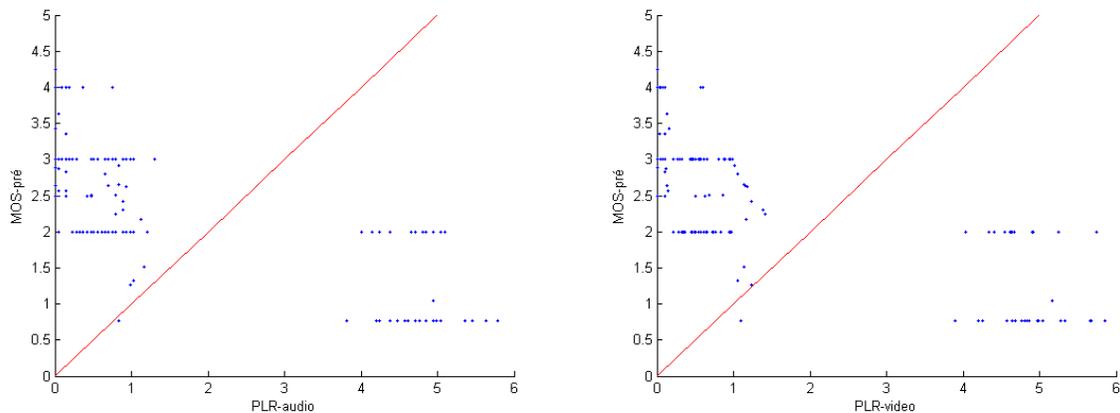


FIGURE 4.18 – graphe définit comment PLR audio et PLR vidéo influence sur la QAV

La différence de performances est beaucoup plus facile à réaliser dans une interprétation graphique. Figures suivant montre le MOS-subjective par rapport au MOS-prévue pour les trois modèles proposés. Les chiffres montrent également que le modèle trois permet une estimation plus précise :

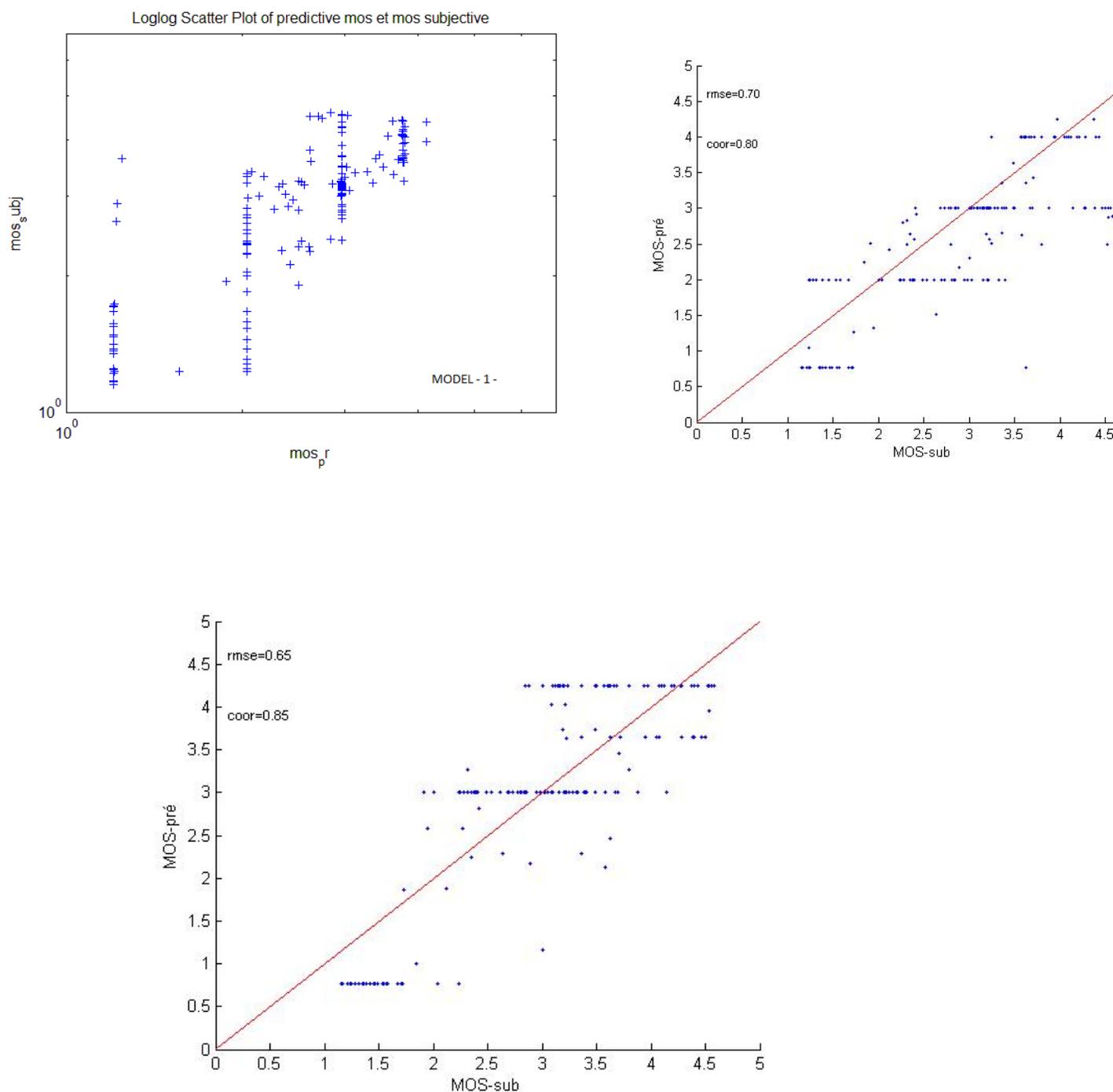


FIGURE 4.19 – les graphes de MOS-model VS MOS-prédiction pour trois modèles

On a calculé la Corrélacion de Personne entre les autres facteurs influents sur la QA, QV, QAV qui est QP, FPS, NR et mos prédictive d'un modèle pour que nous puissions découvrir comment influent ces facteurs sur la QAV, les figures 4.20, 4.21, 4.22 démontrent ça :

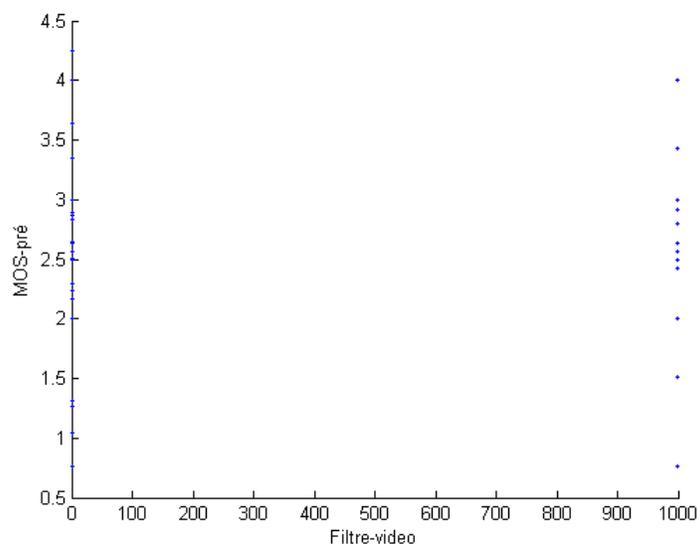


FIGURE 4.20 – graphe définit comment influencer NR sur la QAV.

-D'après la figure 4.20, on remarque que l'influence n'est pas stable c'est-à-dire l'estimation de la qualité indépendant du facteur NR..

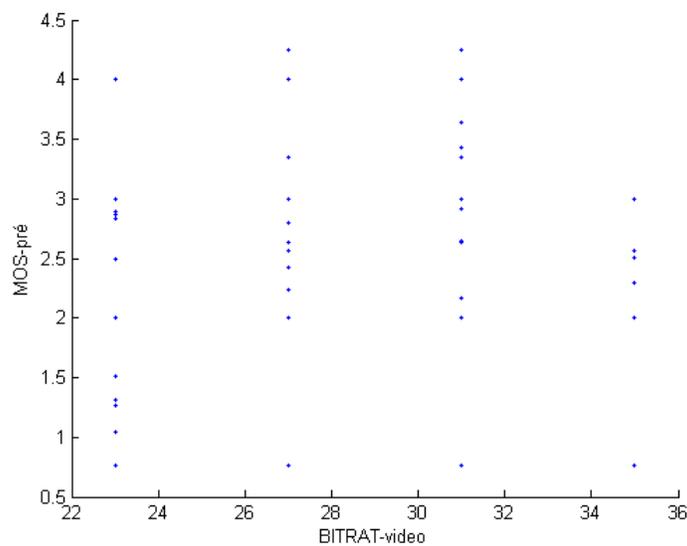


FIGURE 4.21 – graphe définit comment influencer QP sur la QAV

-Ici aussi l'influence n'est pas stable on a remarqué des lignes pour chaque valeur de QP malgré l'intervalle entre 26 à 32 kbps s'affiche des bons résultats mais il reste indécisive, on peut dire que l'estimation de la qualité indépendante du facteur QP.

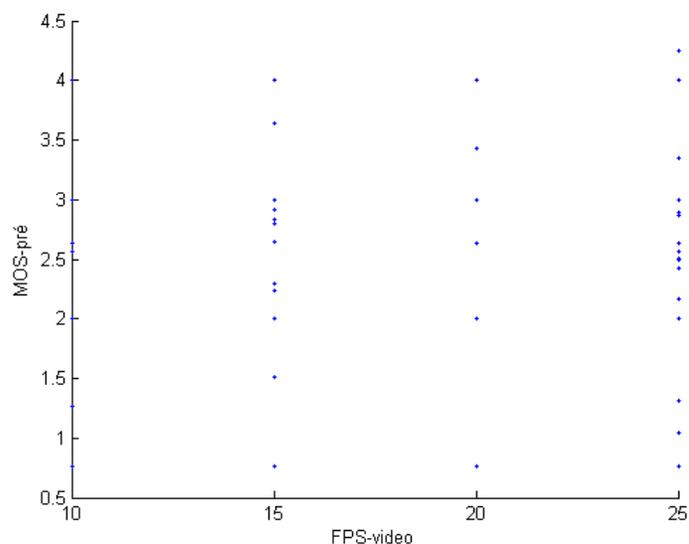


FIGURE 4.22 – graphe définit comment influencer FPS sur la QAV.

-Ici aussi l'influence n'est pas stable on a remarqué des lignes pour chaque valeur de FPS malgré la valeur 25. FPS s'affiche des bons résultats donc on peut dire que l'estimation de la qualité indépendante du facteur FPS .

On observé a partir des figures précédentes que le FPS, QP, NR sont moins influencés sur la QAV par apport à PLR audio et PLR vidéo car on voit un très petites changement dans les résultats de mos prédictive. Donc le PLR c'est le facteur très influencé sur la QAV.

## 4.7 conclusion

Dans ce chapitre montre l'efficacité de la logique floue pour évaluer la QAV, une comparaison avec les résultats des modèles proposés permet de classer les paramètres influent sur la QAV, et aussi de classe notre méthode parmi les meilleures méthodes d'évaluation objectives de la qualité audiovisuelle