

# Chapitre 3

## Résultats et interprétations

*Présentation : Dans ce chapitre, nous utiliserons la base de données MIT et le logiciel FisPro (source libre) comme plateforme de travail. Nous menerons plusieurs expérimentations afin de choisir le meilleur arbre de décision flou (ADF) dans la classification des arythmies ciblées (le cas normal (N), extrasystole ventriculaires (V), extrasystoles auriculaires (A) et extrasystoles jonctionnelles (J)). Nous commencerons par le choix des variables caractéristiques d'un battement cardiaque en utilisant des approches géométriques ensuite après avoir constitué le vecteur d'entrée nous allons tester les modèles des arbres de décision flous en choisissant les modalités floues pour chaque variable et en fixant les points modaux.*

### 3.1 Choix des variables d'entrée :

#### 3.1.1 Caractérisation du vecteur d'entrée :

Le choix des paramètres du vecteur d'entrée d'un classifieur est très important pour la bonne reconnaissance des arythmies cardiaques. Ce choix est fortement lié à la localisation précise des instants d'apparition des différentes ondes du signal ECG (P, Q, R, S, et T).

#### 3.1.2 Présentation de la base de données

Depuis 1975, les laboratoires de l'hôpital de Beth Israël à Boston et MIT ont réalisé une base de données MIT/BIH, qui a été commencée à être distribuée en 1980. Cette base de données contient 48 enregistrements extraits d'une demi-heure des enregistrements ambulatoires à deux voies d'ECG, obtenus à partir de 47 sujets étudiés par le laboratoire d'arythmie de BIH entre 1975 et 1979. Vingt-trois enregistrements ont été choisis au hasard d'un ensemble de 4000 enregistrements ambulatoires de 24 heures d'ECG rassemblées d'une population mélangée des patients hospitalisés (60 %) et des patients non hospitalisés (40 %) à l'hôpital de Beth Israël à Boston, les 25 enregistrements restants ont été choisis parmi les mêmes enregistrements mais qui en considération des arythmies rarement observés qui ont une signification clinique. Les enregistrements ont été échantillonnés à une fréquence  $f_e = 360$  Hz avec une résolution de 11 bits sur une gamme de 10mV. Deux cardiologues ou plus ont indépendamment annoté chaque enregistrement, environ 110.000 annotations ont été incluses avec la base de données.

### 3.1.3 Caractérisation du signal ECG :

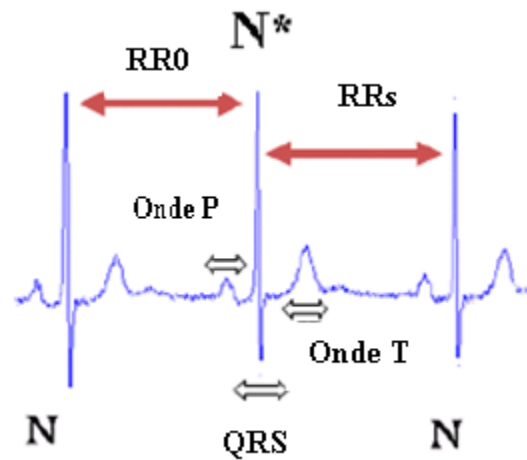


Figure 3.1 Différentes ondes du signal électrocardiogramme (ECG)

Paramètres	Définition
<b>RRo</b>	depuis le pique <b>R</b> précédent et le pique <b>R</b> présent
<b>RRs</b>	depuis le pique <b>R</b> présent et le pique <b>R</b> suivant.
<b>Rapport</b>	représente le rapport entre le <b>RRo</b> et le <b>RRs</b>
<b>QRS</b>	représente la largeur du complexe <b>QRS</b>

Tableau3.1 Signification des paramètres contenus dans la base de données

### 3.1.4 Analyse des variables d'entrée :

La caractérisation du battement cardiaque par des descripteurs pertinents est indispensable lors de la conception et l'implémentation de tout modèle de reconnaissance d'une anomalie cardiaque. De nombreuses approches citées dans la littérature ont porté sur la difficulté

que représentent la mesure et le choix des paramètres pertinents du signal ECG et leur classification.

Donc, le bon choix des paramètres du vecteur d'entrée au classifieur basé sur l'arbre de décision flou facilitera énormément la réduction de la complexité de l'arbre et permettra d'avoir des règles de décision plus crédibles (chaque branche de l'arbre est une règle de décision). Pour cela nous procédons à une analyse géométrique (bidimensionnelle et tridimensionnelle) pour voir le degré d'appartenance de chaque paramètre par rapport aux différentes classes ciblées (N, V, A, J).

### 3.1.5 Analyse de l'importance des variables :

Sachant que le choix des paramètres d'entrée de tout classifieur est décisif pour une bonne discrimination, nous avons testé le degré de pertinence de chaque paramètre par rapport aux classes ciblées en utilisant le logiciel FISPRO (source libre).

### 3.1.6 Présentation du logiciel FisPro :

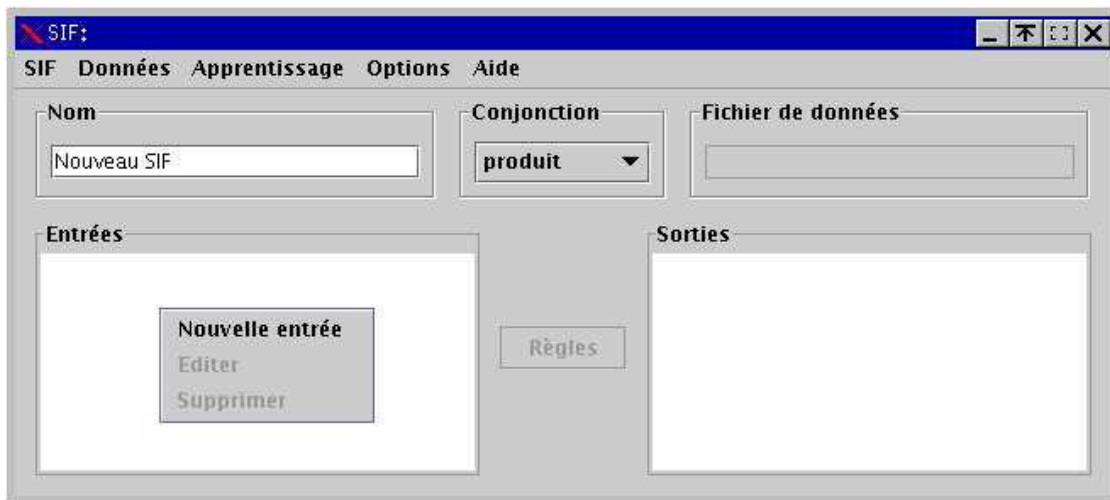


Figure 03.2 Fenêtre principale du Logiciel FisPro

FisPro (*Fuzzy Inference System Professional*) [FisPro, 2005] permet de créer des systèmes d'inférence floue, et de les utiliser à des fins de raisonnement, en particulier pour la simulation d'un système physique ou biologique. Ils fonctionnent à partir de règles de raisonnement floues, qui ont l'avantage de gérer la progressivité des phénomènes.

L'implémentation faite dans FisPro permet tout d'abord de créer directement des systèmes à partir de la connaissance experte d'un domaine. Il permet aussi de construire entièrement un système d'inférence floue à partir des données numériques du problème que l'on souhaite modéliser. Beaucoup de méthodes d'apprentissage automatique conduisent malheureusement à des systèmes de type "boîte noire". Dans FisPro, pour que l'utilisateur puisse comprendre le fonctionnement du système, des contraintes sont imposées aux algorithmes pour rendre les règles de raisonnement interprétables. Cette démarche novatrice constitue une des originalités du logiciel.

Les deux approches, écriture des règles par l'expert et induction automatique, peuvent être combinées pour créer des systèmes plus complets et performants. FisPro intègre des outils à vocation pédagogique, pour illustrer le mécanisme de raisonnement, et d'autres permettant de mesurer la performance d'un système sur un jeu de données.

Ce logiciel est formé de deux parties distinctes : une bibliothèque de fonctions, écrite en C++, qui peut être utilisée de manière autonome et une interface utilisateur, écrite en Java, qui en implémente les principales fonctionnalités. Portable, il peut s'exécuter sur la majorité des plates-formes informatiques existantes.

FisPro est un logiciel *source libre*.

### 3.1.7 Exploration de la base de données :

Nous avons effectué deux représentations, en premier lieu une représentation bidimensionnelle des paramètres en fonction de classes et en second lieu une représentation

tridimensionnelle de ces mêmes paramètres afin de cibler les paramètres qui assurent une bonne distinction entre les différentes arythmies.

### 3.1.7.1 Représentation bidimensionnelle :

En premier lieu nous avons testé séparément les paramètres du vecteur d'entrée du classifieur.

#### Remarque :

- 1 : Est le cas Normal (N).
- 2 : Est le cas extrasystole Ventriculaire (V).
- 3 : Est le cas extrasystole Auriculaire (A).
- 4 : Est le cas Jonctionnelle (J).

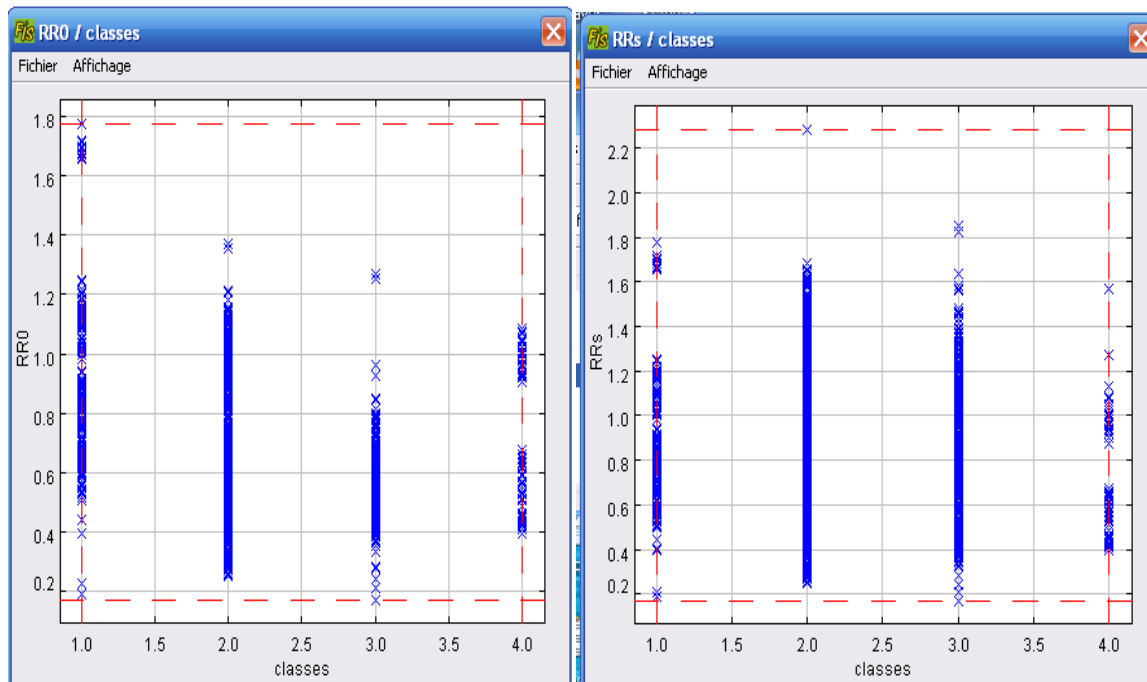


Figure 03.3 (a, b) : Une représentation de RRO à gauche et de RRs à droite en fonction de la classe

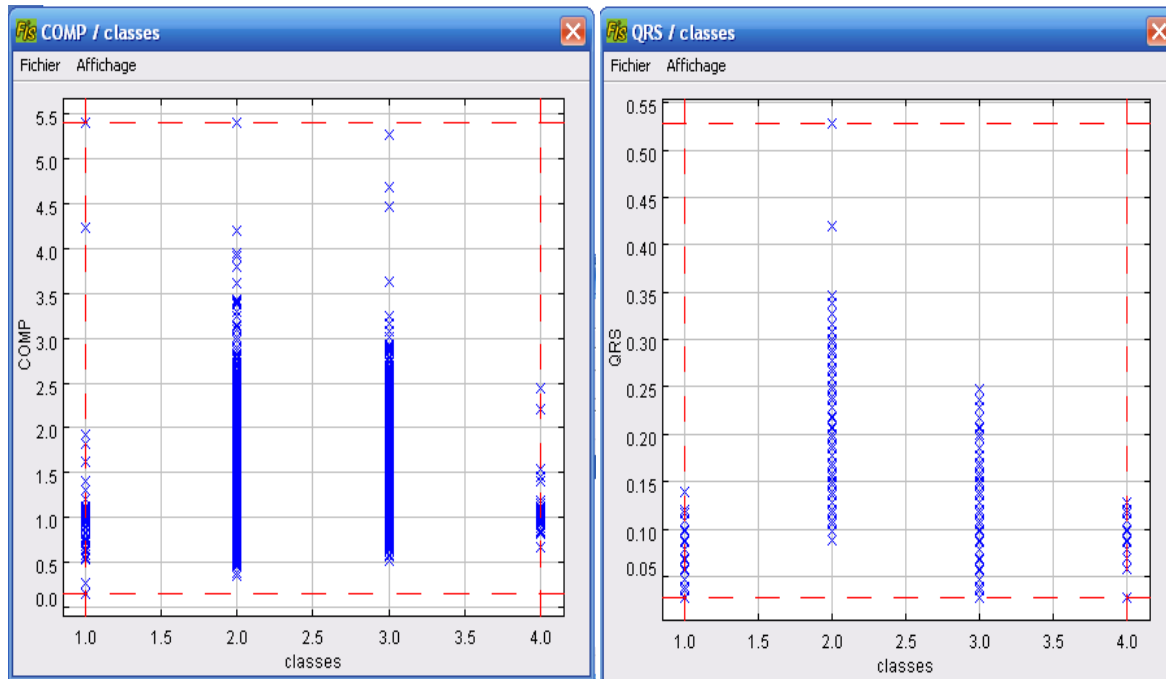


Figure 03.4 (a, b) : Une représentation de COMP à gauche et de QRS à droite en fonction de la classe

**Interprétations des résultats:**

- ✚ Concernant le paramètre **RR0**, nous voyons clairement que la distribution varie entre les quatre classes (**N, V, A, J**).
- ✚ le paramètre **RRs**, à une plage de valeurs plus large dans le cas d'une extrasystole ventriculaire par rapport aux autres classes, cette variation reflète fidèlement le phénomène du repos compensatoire dans l'arythmie extrasystole ventriculaire.
- ✚ Le rapport(**COMP**), c'est la distribution des données **RR<sub>c</sub>/RR<sub>0</sub>**.
- ✚ Avec le paramètre **QRS**, nous différencions entre les classes **N** et **V**, ce qui est très logique du point de vue physiologique (dans le cas d'une extrasystole ventriculaire (**V**), où l'onde **QRS** est large).
- ✚ Notons qu'un paramètre seul ne peut pas être discriminant entre les différentes classes.

### 3.1.7.2 Représentation tridimensionnelle :

Dans cette 2<sup>ème</sup> expérimentation, nous avons testé l'effet de deux paramètres ensemble à la fois sur les 4 classes ciblées.

**Remarque:** La couleur rouge (+) est le cas normal. La couleur verte (+) est le cas extrasystole ventriculaire. La couleur bleu (+) est le cas extrasystole Auriculaire (A). La couleur violet (+) est le cas Jonctionnelle (J).

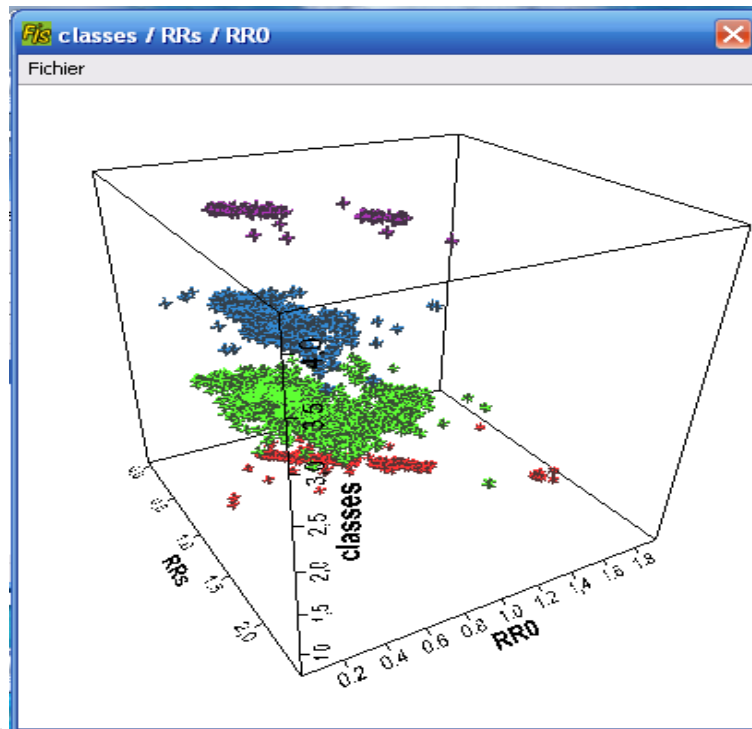


Figure 0.5 Représentation 3D du RRO et RRS en fonction de la classe



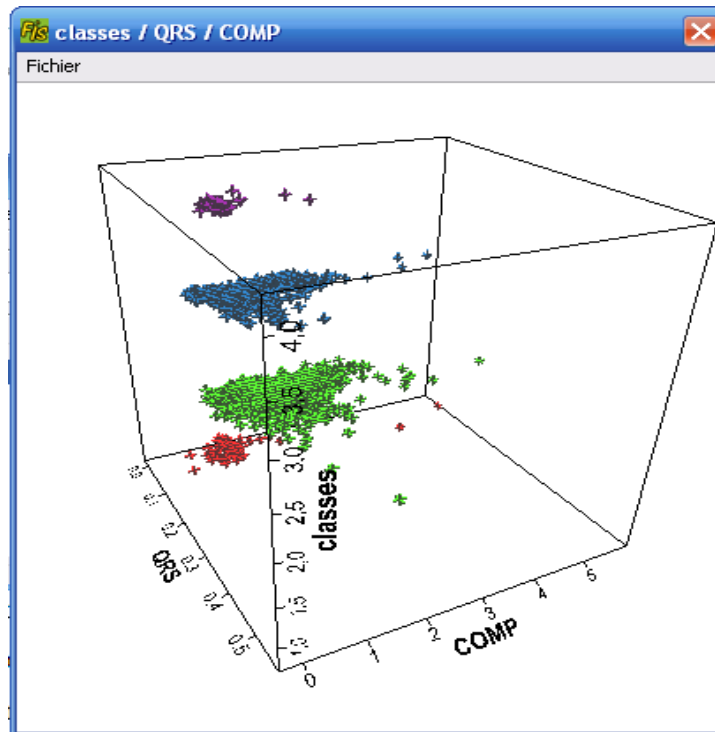


Figure 0.6 Représentation 3D du QRS et COMP en fonction de la classe

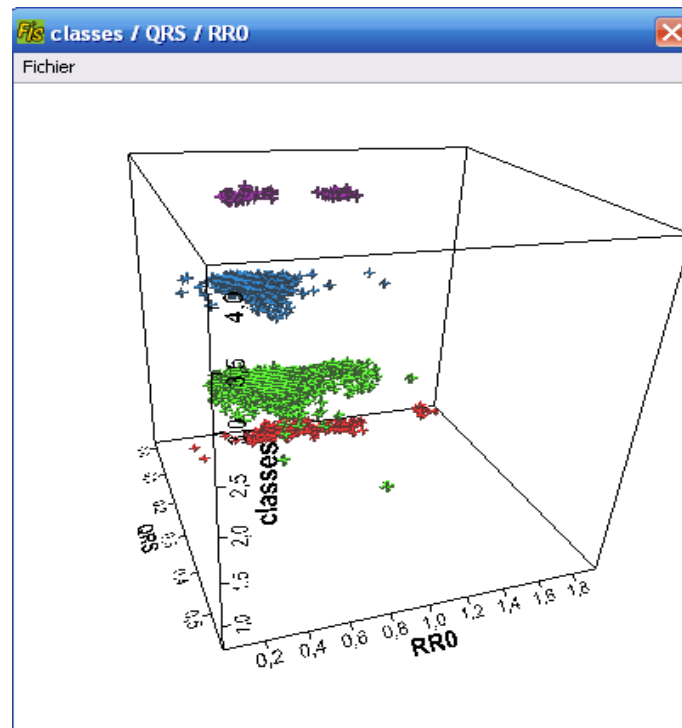


Figure 3.7 Représentation 3D du QRSet RR0 en fonction de la classe

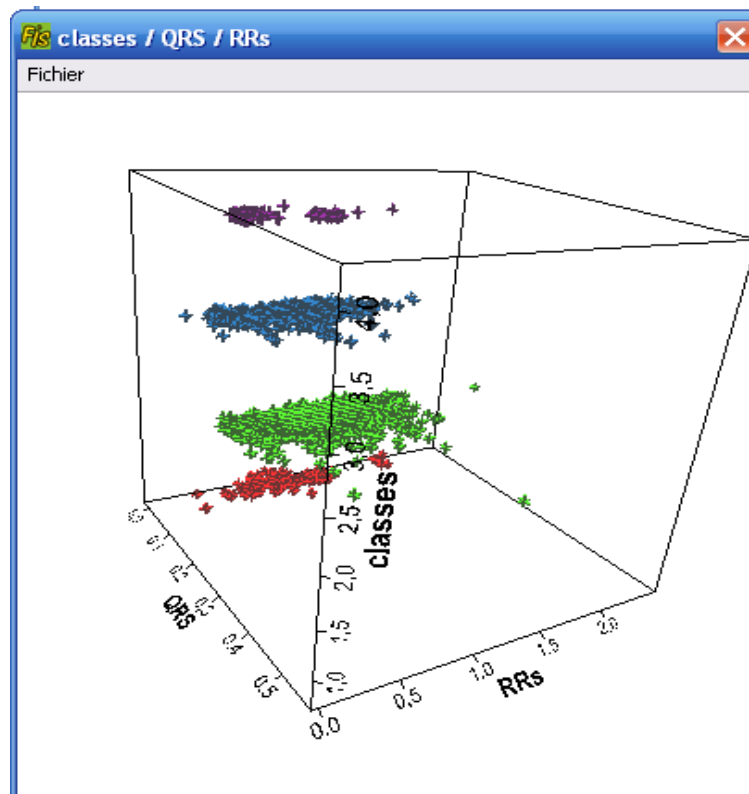


Figure 3.8 Représentation 3D du QRS et RRS en fonction de la classe

#### **Interprétations des résultats :**

Nous avons déjà remarqué, la limite d'un seul paramètre à discriminer entre les différentes classes dans la 1<sup>ère</sup> expérimentation, ce qui nous a poussés à voir l'intérêt d'augmenter le nombre de paramètres.

Nous remarquons dans la (figure) que pour le couple (RR0,RRS) la séparation entre les différentes classes est faible. Mais pour les autres couples, nous distinguons une bonne discrimination entre les arythmies, les nuages de points des différentes classes sont nettement séparés.

L'utilisation d'un seul paramètre au niveau des différentes classes objet de la première expérimentation a donné un résultat peu satisfaisant, puisqu'il y a eu une confusion entre les

classes alors qu'en associant deux paramètres dans la deuxième expérimentation nous avons pu constater une meilleure visibilité des données dans chaque classe, ce qui nous amène à déduire que :

- ❖ Plus on augmente le nombre de paramètres plus on aura une distinction entre les différentes arythmies
- ❖ Les performances de tout modèle de classification, indépendamment de la technique utilisée, dépend énormément du vecteur d'entrée.
- ❖ Une représentation géométrique des paramètres d'entrée peut être intéressante sur le plan visuel et sur le choix final de ces paramètres. Mais néanmoins une visualisation de plus de deux paramètres devient difficile à représenter.
- ❖ les paramètres comme : RR0, RRs, COMP et QRS sont très pertinents pour la reconnaissance des pathologies comme V, A et J.
- ❖ Une bonne mesure des différents paramètres reste décisive pour la suite de la classification.

## **3.2 Construction du système d'inférence flou (SIF) :**

### **3.2.1 Choix des modalités floues et de quelques paramètres :**

Dans notre travail, nous avons choisi les modalités floues selon cinq approches : une 1<sup>ère</sup> approche qui s'inspire directement de l'expertise humaine (cardiologue) et les autres approches qui se basent sur la nature de variation des données.

### **3.2.2 Critères de performances :**

Nous utilisons le logiciel FisPro pour générer les différents types d'arbres de décision flous (base de données utilisée : MIT-BIH).

Pour valider les performances de chaque expérimentation quelques critères ont été utilisés. Nous définissons les notions suivantes :

- 1- Vrai positif : exemple prédit dans  $C$  et appartenant à  $C$ .
- 2- Vrai négatif : exemple prédit dans  $\bar{C}$  et appartenant à  $\bar{C}$ .
- 3- Faux positif : exemple prédit dans  $C$  et appartenant à  $\bar{C}$ .
- 4- Faux négatif : exemple prédit dans  $\bar{C}$  et appartenant à  $C$ .

Considérons une règle de la forme  $A \rightarrow C$

sensibilité  $p(A/C) = \frac{VP}{VP + FN}$

Taux de FP  $p(A/\bar{C}) = \frac{FP}{VN + FP}$

spécificité  $p(\bar{A}/\bar{C}) = \frac{VN}{VN + FP}$

Précision  $p(C/A) = \frac{VP}{VP + FP}$

Afin de clarifier plus notre étude nous avons utilisé une matrice de confusion :

Classe réelle

		$C$	$\bar{C}$
Classe prédie	$C$	$VP$	$FP$
	$\bar{C}$	$FN$	$VN$

### 3.2.3 Étape de construction et d'analyse de l'arbre de décision flou :

Dans cette partie nous allons commencer par générer l'arbre de décision flou (lecture de l'arbre) ensuite analyser ses règles de décision extraites (branches de l'arbre).

### 3.2.3.1 Lecture de l'arbre :

Après lecture des caractéristiques de l'arbre, nous générons deux types d'arbres :

- ✚ Arbre complet : sans optimisation.
- ✚ Arbre élagué : après optimisation par la base de validation avec une tolérance de 0,1

### 3.2.3.2 Extraction de règles de classification à partir d'un arbre de décision

L'avantage principal d'un arbre de décision flou est l'interprétabilité des résultats et sa capacité d'induction des règles de décision, ce qui constitue un intérêt majeur dans un système d'aide au diagnostic [13].

Les règles sont sous la forme suivante :

« Si A et SEF1 et B est SEF2 et...alors c'est C1 »

### 3.2.4 Choix initiaux des modalités floues :

#### 3.2.4.1 1<sup>ère</sup> expérimentation :

Nous avons choisi les modalités floues selon l'expert humain (cardiologue) en gardant les paramètres d'entrée présentés dans le tableau suivant :

Où tous les sous ensemble flous (SEF) sont initialisés manuellement

Variable d'entrée	Nombre SEF
RRO	3
RRs	3
COMP	3
QRS	3

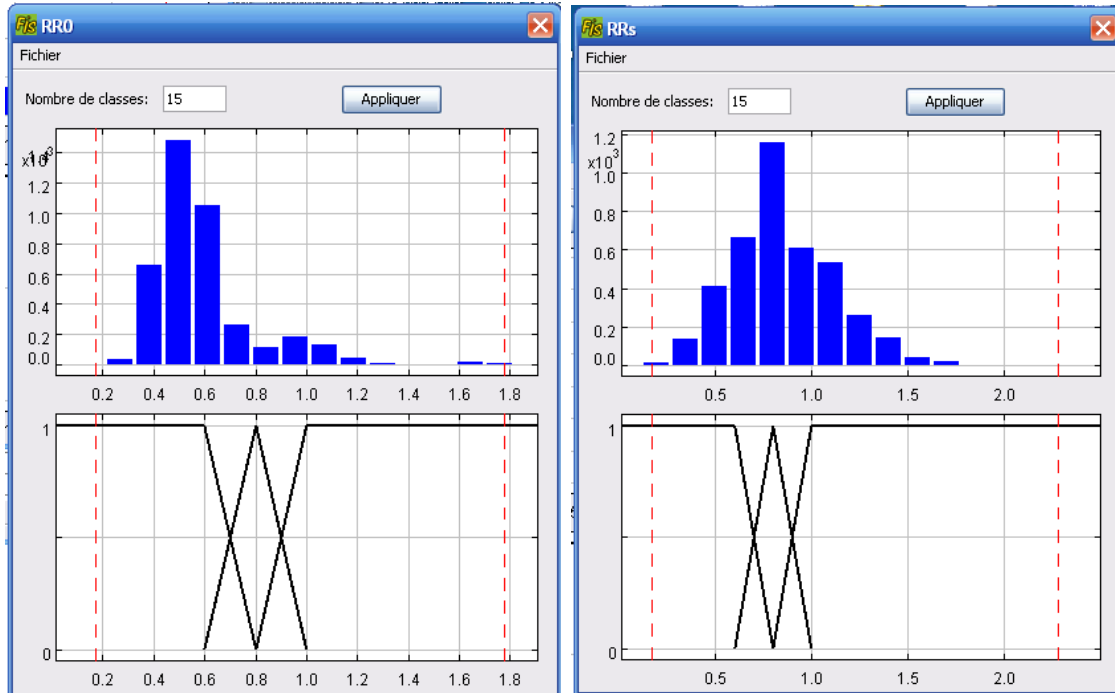


Figure 3.9 (a, b) : Histogramme de RRO à gauche et RRr à droite

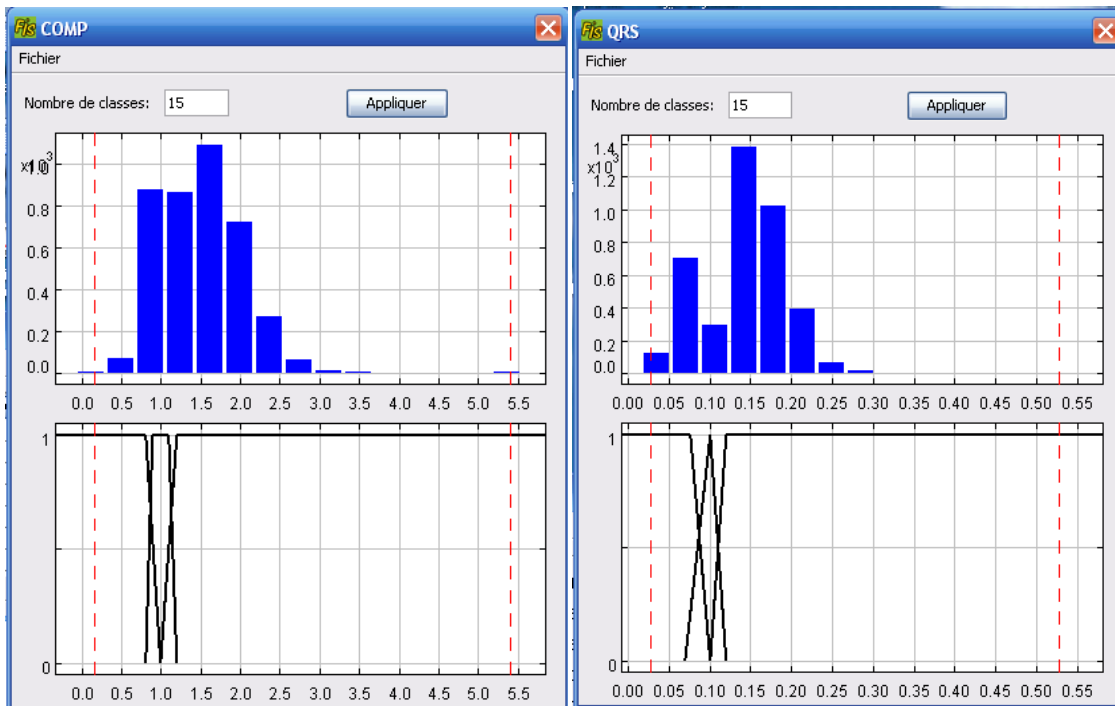


Figure 3.10 (a, b) : Histogramme de COMP à gauche et QRS à droite

Nous remarquons à partir des histogrammes précédents que les valeurs des tous les paramètres choisis sont couverts par les modalités floues à l'exception du paramètre RR0 qui n'a pas beaucoup de valeurs représentatives pour le sous ensemble Grand.

Le choix des points modaux est aussi important pour la suite dans la génération de l'arbre, dans notre cas nous avons choisi les points cas par cas selon la variation des données de chaque paramètre.

**Génération de l'arbre complet :**

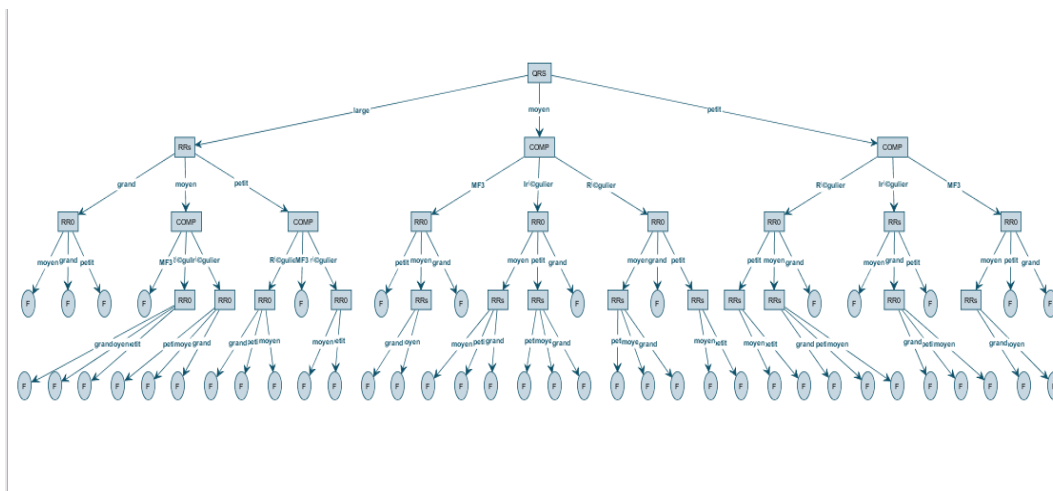


Figure 03.11 Arbre complet généré

L'arbre complet généré par FisPro est constitué de 48 branches (48 feuilles). Le gain apporté à chaque feuille est présenté sous forme d'entropie.

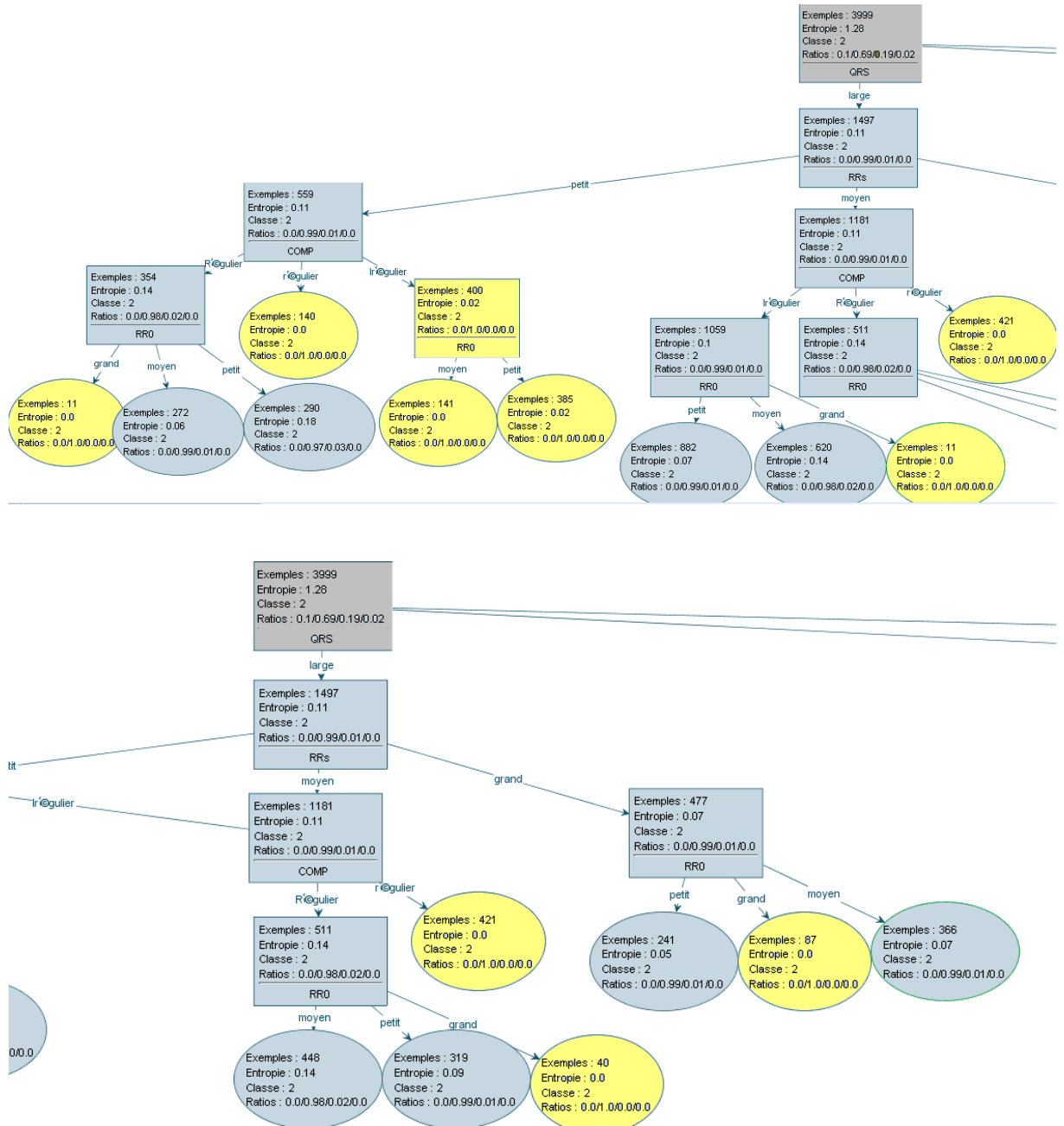


Figure 03.12 Arbre complet généré - Zoom partie gauche



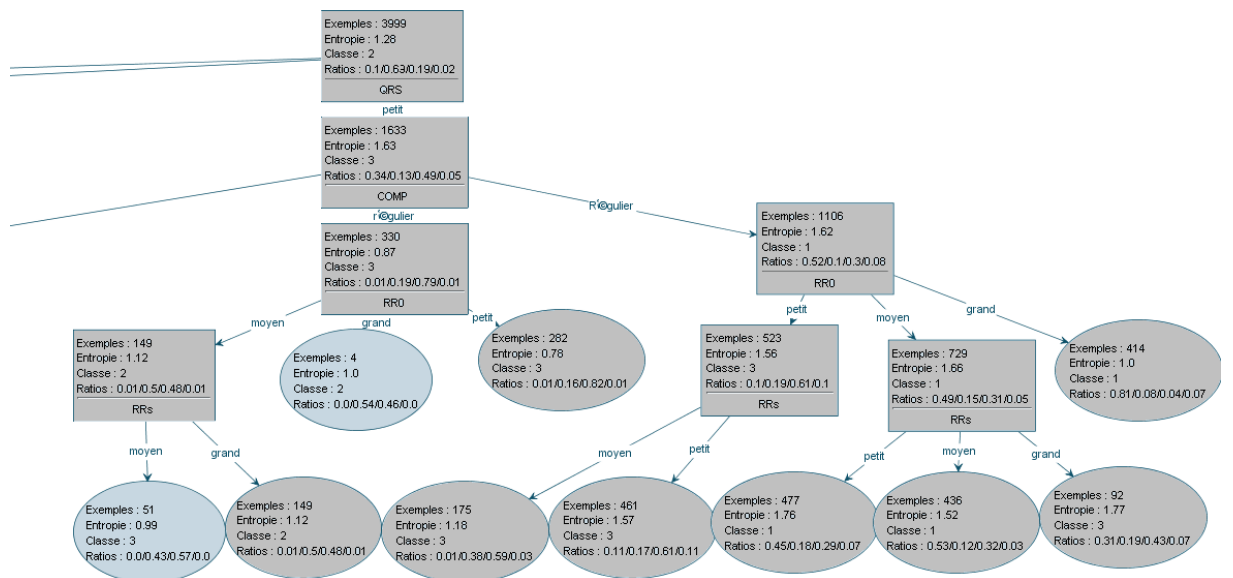
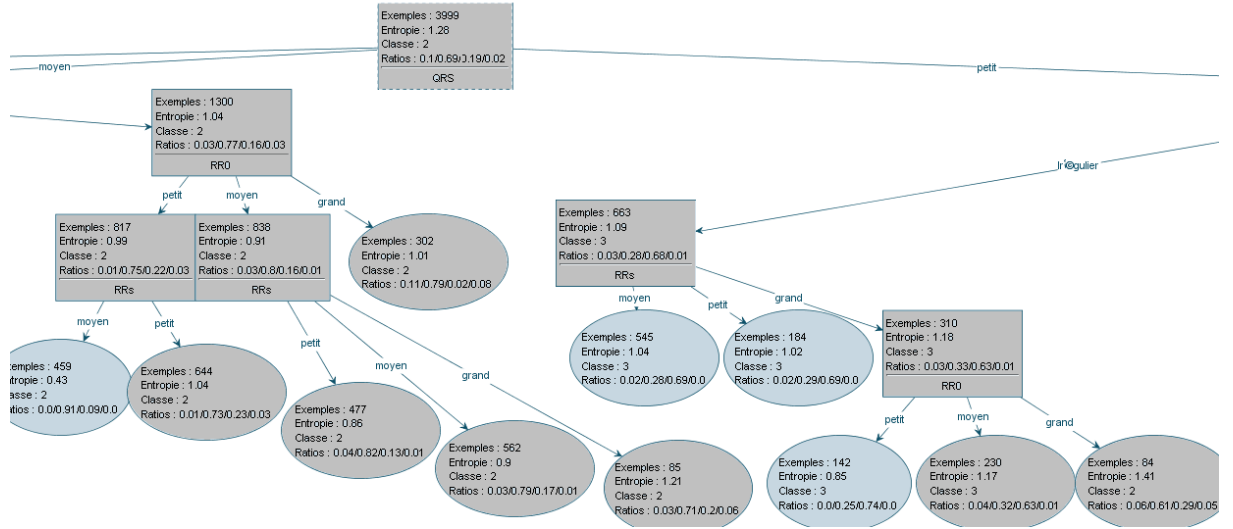


Figure 3.013 Arbre complet généré - Zoom partie droite

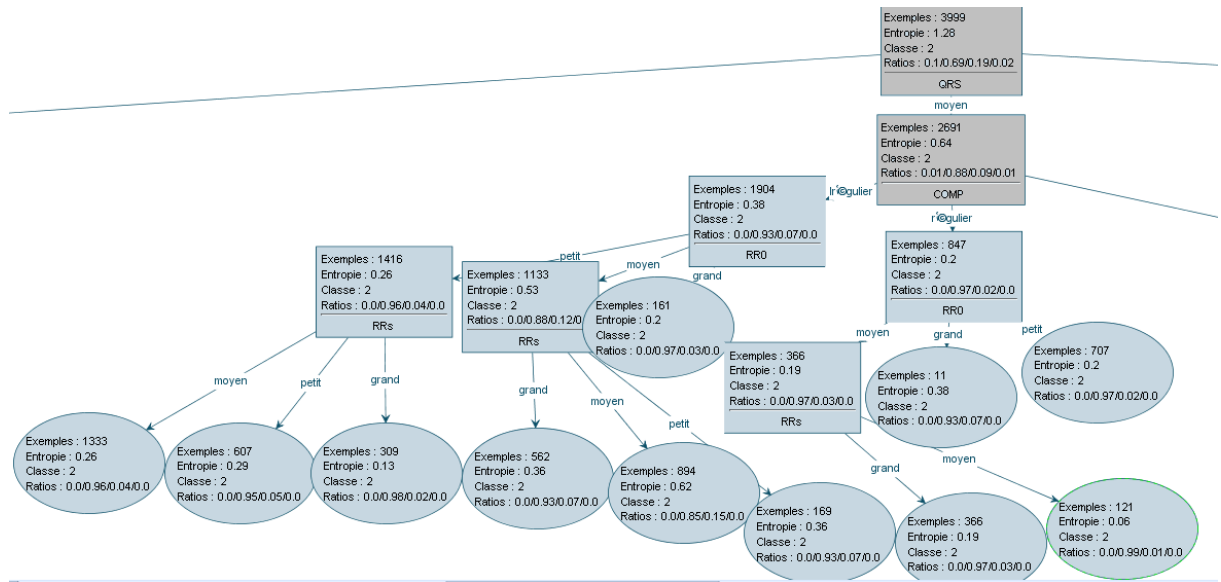




Figure 3.14 Arbre complet généré - Zoom partie centre

Chaque branche (règles de décision) indique une classe avec un certain degré de pureté par exemple dans les feuilles  (10 feuilles) l'arbre a tranché avec un degré de pureté de 100%.

Pour les autres branches l'arbre a tranché avec un degré de pureté qui varie entre 0 et 100%.

Ils existent plusieurs cas où l'arbre a donné une réponse répartie sur les 4 classes (N, V, A, J) , c'est une situation d'indécision avec une entropie maximale ce qui confirme d'une manière claire que malgré le gain d'information apporté est important mais l'arbre n'a pas tranché c'est-à-dire chaque feuille indique une classe avec un faible pourcentage (<50%).

Génération de l'arbre élagué :

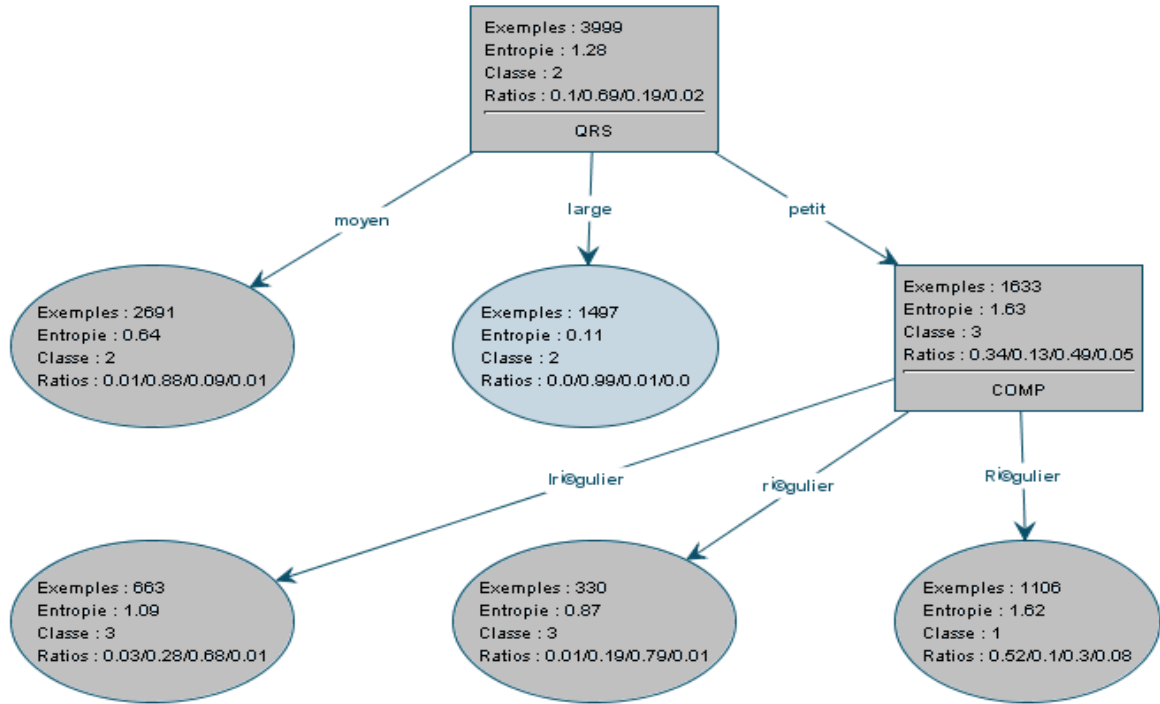


Figure 03.15 Arbre de décision flou optimisé (élagué) réduit à 5 branches

**Règles**

Règles Affichage

Règle	Active	SI RRO	ET RRs	ET COMP	ET QRS	ALORS cl...
1	<input checked="" type="checkbox"/>			Irégulier	petit	3
2	<input checked="" type="checkbox"/>			régulier	petit	1
3	<input checked="" type="checkbox"/>			Irrégulier	petit	3
4	<input checked="" type="checkbox"/>			Irégulier	moyen	1
5	<input checked="" type="checkbox"/>			régulier	moyen	1
6	<input checked="" type="checkbox"/>			Irrégulier	moyen	3
7	<input checked="" type="checkbox"/>				Large	2

Figure 3. 16 Extraction de règles de classification

**Commentaire :**

On remarque que les sept règles n'ont pas utilisé les paramètres RRO et RRS, ce qui montre que ces paramètres n'ont pas d'importance dans le diagnostic de l'expertise humain. Les classe 3(A), classe 1(N) ont été reconnues par 3 règles, par contre la classe 2(V) a été reconnue par une règle seulement, Si QRS large alors ESV.

		classe 1	classe 2	classe 3	classe 4
inféré	classe 1	366	2	25	27
	classe 2	35	2734	282	52
	classe 3	18	14	440	4
	classe 4	0	0	0	0
non classé		0	0	0	0

Figure 3.17 Matrice de confusion

	Sensibilité	Spécificité	Taux de FP	Précision
Classe1	0,873	0,983	0,0167	0,871
Classe2	0,994	0,680	0,314	0,881
Classe3	0,589	0,988	0,0114	0,924
Classe4	0	1	0	0
Taux global= (366+2734+440+0)/3999=0,885				

Tableau 03.2 Calcul des performances

**Commentaires**

- ✚ Nous remarquons que la sensibilité est élevée pour la classe 2 (99.4%) (La majorité des cas V ont été reconnus).
- ✚ Le taux faible de la spécificité (68%) pour la classe 2
- ✚ Taux de FP nombre de fausse alarme était faible pour les classes 1 et 3 et de (31,4%) pour la classe 2.

✚ Et (Précision) avec un taux de (92,4%) pour la classe3.

**3.2.4.2 2ième expérimentation :**

Nous avons choisi les modalités floues selon la nature de variation des données en gardant les paramètres d'entrée présentés dans le tableau suivant :

Variable d'entrée	Nombre SEF
RRO	3
RRs	3
COMP	2
QRS	3

Où tout les sous ensemble flous (SEF) sont initialisés après analyse.

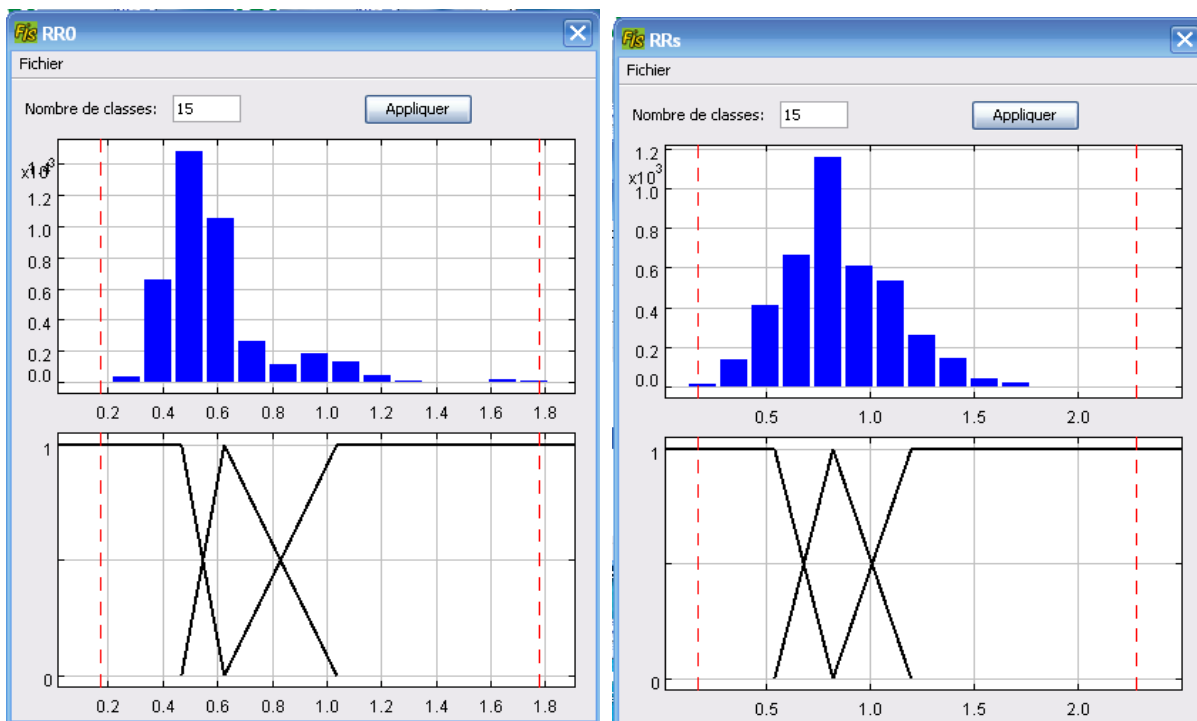


Figure 3.18 (a, b) : Histogramme de RRO à gauche et RRs à droite

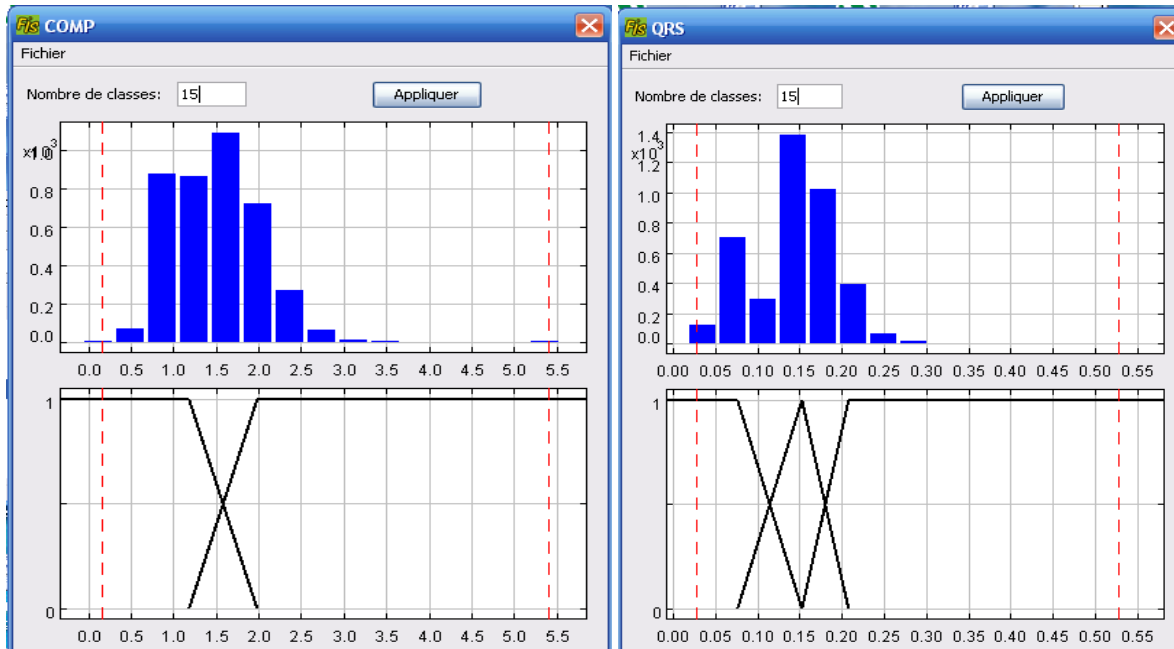


Figure 03.19 (a, b) : Histogramme de COMP à gauche et QRS à droite

Nous remarquons que les valeurs des tous les paramètres choisis son couverts par la modalité floues a l'exception du dernier sous ensemble floue

Règle	Active	SI RR0	ET RRs	ET COMP	ET QRS	ALORS cl...
1	<input checked="" type="checkbox"/>	petit	petit	Régulier	petit	3
2	<input checked="" type="checkbox"/>	petit	petit	Irégulier	petit	3
3	<input checked="" type="checkbox"/>	petit	moyen		petit	3
4	<input checked="" type="checkbox"/>	petit	grand		petit	3
5	<input checked="" type="checkbox"/>	moyen	petit	Régulier	petit	1
6	<input checked="" type="checkbox"/>	moyen	moyen	Régulier	petit	1
7	<input checked="" type="checkbox"/>	moyen	grand	Régulier	petit	3
8	<input checked="" type="checkbox"/>	moyen	petit	Irégulier	petit	3
9	<input checked="" type="checkbox"/>	moyen	moyen	Irégulier	petit	3
10	<input checked="" type="checkbox"/>	moyen	grand	Irégulier	petit	3
11	<input checked="" type="checkbox"/>	grand		Régulier	petit	1
12	<input checked="" type="checkbox"/>	grand	moyen	Irégulier	petit	3
13	<input checked="" type="checkbox"/>	grand	grand	Irégulier	petit	2
14	<input checked="" type="checkbox"/>	petit	petit	Régulier	moyen	2
15	<input checked="" type="checkbox"/>	petit	moyen	Régulier	moyen	2
16	<input checked="" type="checkbox"/>	petit	grand	Régulier	moyen	2
17	<input checked="" type="checkbox"/>	moyen	petit	Régulier	moyen	2
18	<input checked="" type="checkbox"/>	moyen	moyen	Régulier	moyen	2
19	<input checked="" type="checkbox"/>	moyen	grand	Régulier	moyen	2
20	<input checked="" type="checkbox"/>	grand		Régulier	moyen	2
21	<input checked="" type="checkbox"/>			Irégulier	moyen	2
22	<input checked="" type="checkbox"/>	petit	petit	Régulier	large	2
23	<input checked="" type="checkbox"/>	moyen	petit	Régulier	large	2
24	<input checked="" type="checkbox"/>	grand	petit	Régulier	large	2
25	<input checked="" type="checkbox"/>	petit	petit	Irégulier	large	2
26	<input checked="" type="checkbox"/>	moyen	petit	Irégulier	large	2
27	<input checked="" type="checkbox"/>	petit	moyen		large	2
28	<input checked="" type="checkbox"/>	moyen	moyen	Régulier	large	2
29	<input checked="" type="checkbox"/>	moyen	moyen	Irégulier	large	2
30	<input checked="" type="checkbox"/>	grand	moyen		large	2
31	<input checked="" type="checkbox"/>		grand	Régulier	large	2
32	<input checked="" type="checkbox"/>	petit	grand	Irégulier	large	2
33	<input checked="" type="checkbox"/>	moyen	grand	Irégulier	large	2
34	<input checked="" type="checkbox"/>	grand	grand	Irégulier	large	2

Figure 3. 20 Table des règles

Il ya 34 regles

9 règles → classe 3(A)

3 règles → classe 1(N)

22 règles → classe 2(V)

		classe 1	classe 2	classe 3	classe 4
inféré	classe 1	339	0	28	16
	classe 2	72	2721	372	50
	classe 3	8	29	347	17
	classe 4	0	0	0	0
non classé		0	0	0	0

Figure 3. 21 Matrice de confusion

	Sensibilité	Spécificité	Taux de FP	Précision
Classe1	0,809	0,985	0,014	0,885
Classe2	0,989	0,581	0,418	0,846
Classe3	0,464	0,982	0,017	0,865
Classe4	0	1	0	0
Taux global = (339+2721+347+0)/3999 = 0,851				

Tableau 03.3 Calcul des performances



Commentaires

- ✚ Nous remarquons que la sensibilité été élevé pour la classe 2 (98.9%) (la majorité des cas V ont été reconnus).
- ✚ Le taux faible de la spécificité (58%) pour la classe 2
- ✚ Taux de FP nombre de fausse alarme était faible pour les classes 1 et 3 et de (41,8%) pour la classe 2
- ✚ Et (Précision) avec un taux de 88,5% pour la classe1

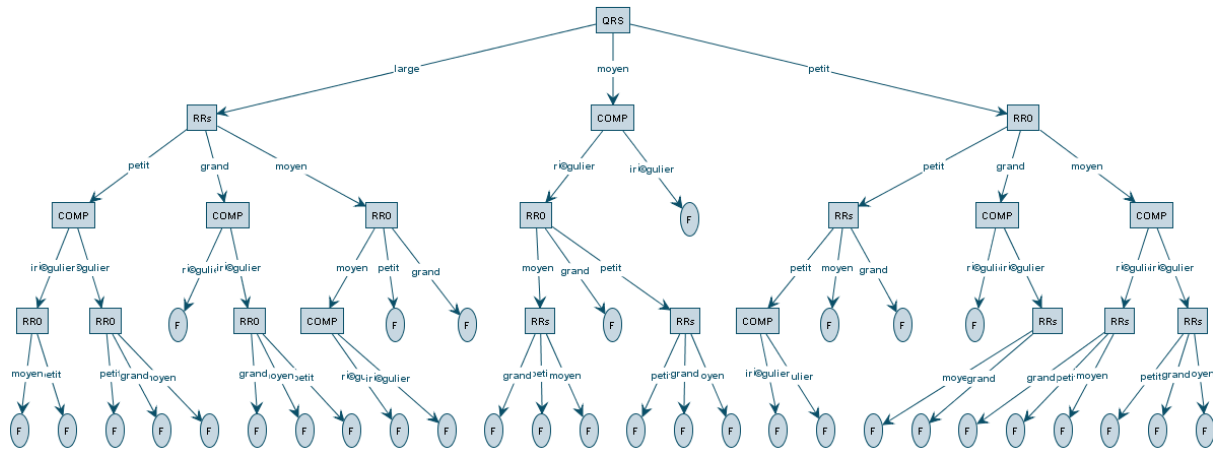


Figure 03.22 Arbre complet généré par FisPro constitué de 34 branches (34 feuilles)

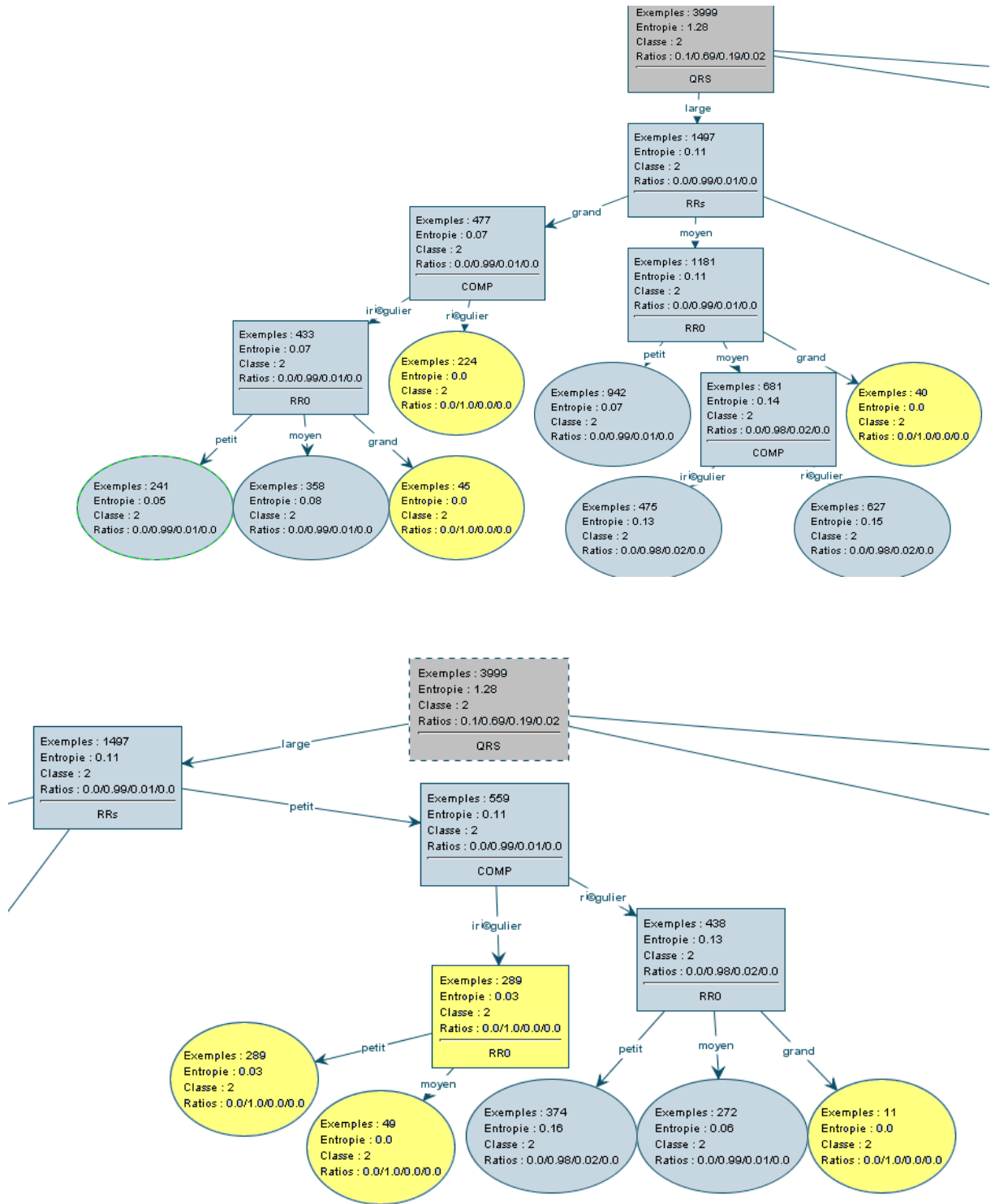


Figure 3. 23 Arbre complet généré - Zoom partie gauche

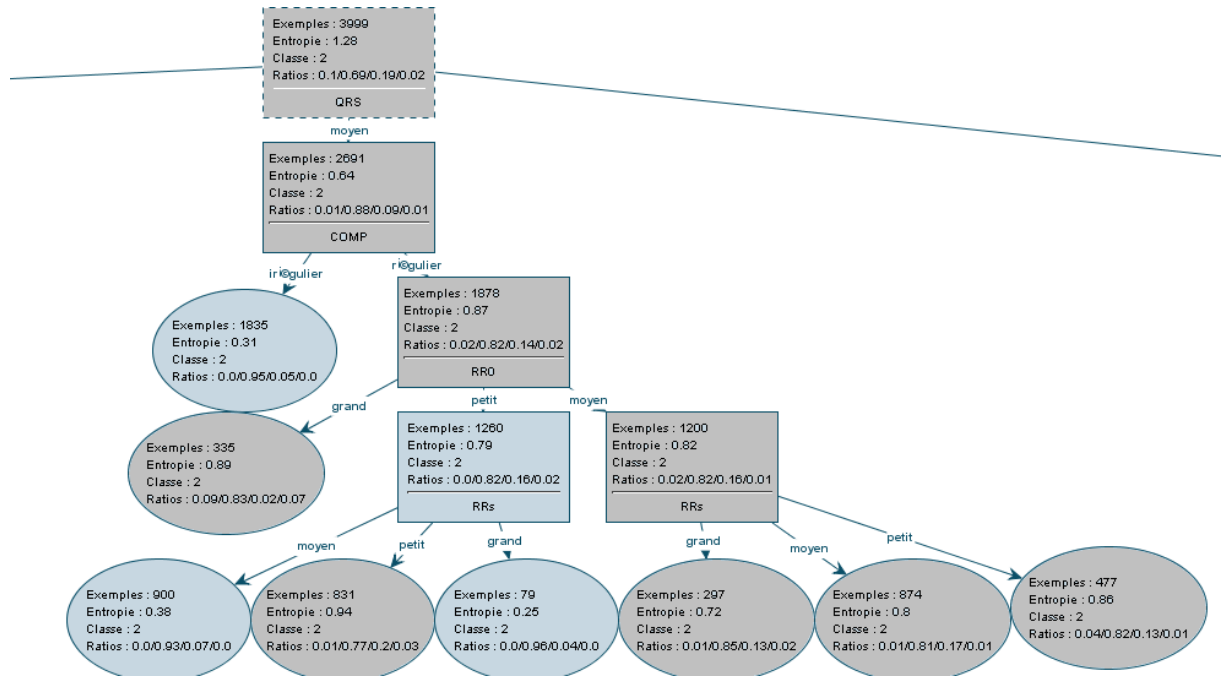


Figure 03.24 Arbre complet généré - Zoom partie centrale

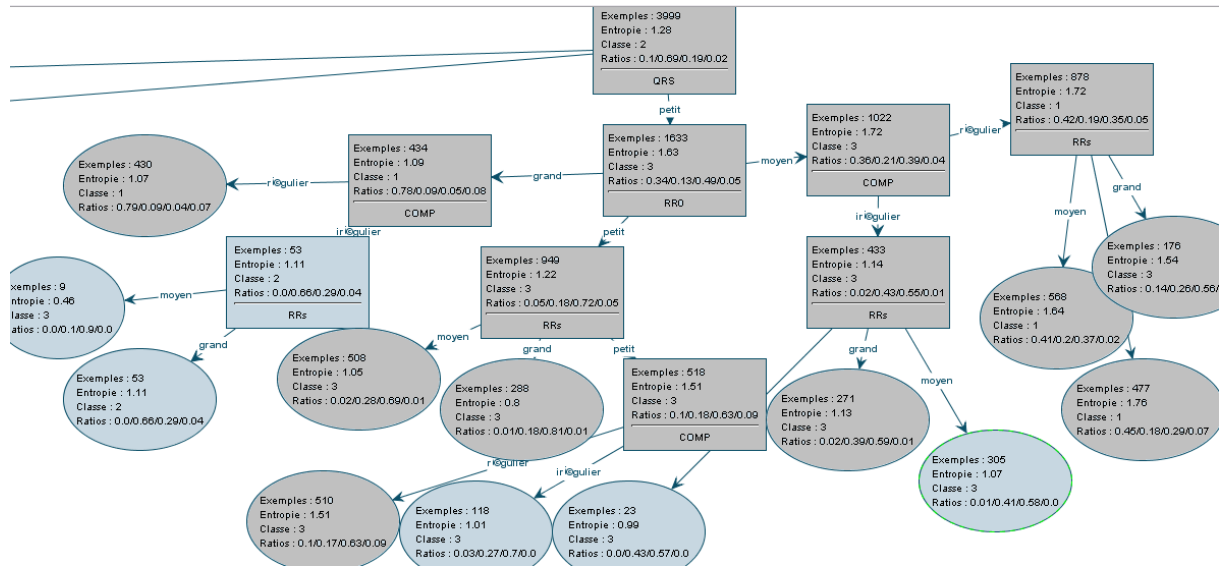




Figure 03.25 Arbre complet généré - Zoom partie droite

Dans cette expérimentation on trouve seulement 6 feuilles  dont l'arbre a tranché avec un degré de pureté de 100%

Ils existent plusieurs cas où l'arbre a donné une réponse répartie sur les 4 classes (N, V, A, J) , c'est une situation d'indécision avec une entropie maximale ce qui confirme d'une manière claire que malgré le gain d'information apporté est important mais l'arbre n'a pas tranché c'est-à-dire chaque feuille indique une classe avec un faible pourcentage (<50%)

**Génération de l'arbre élagué :**

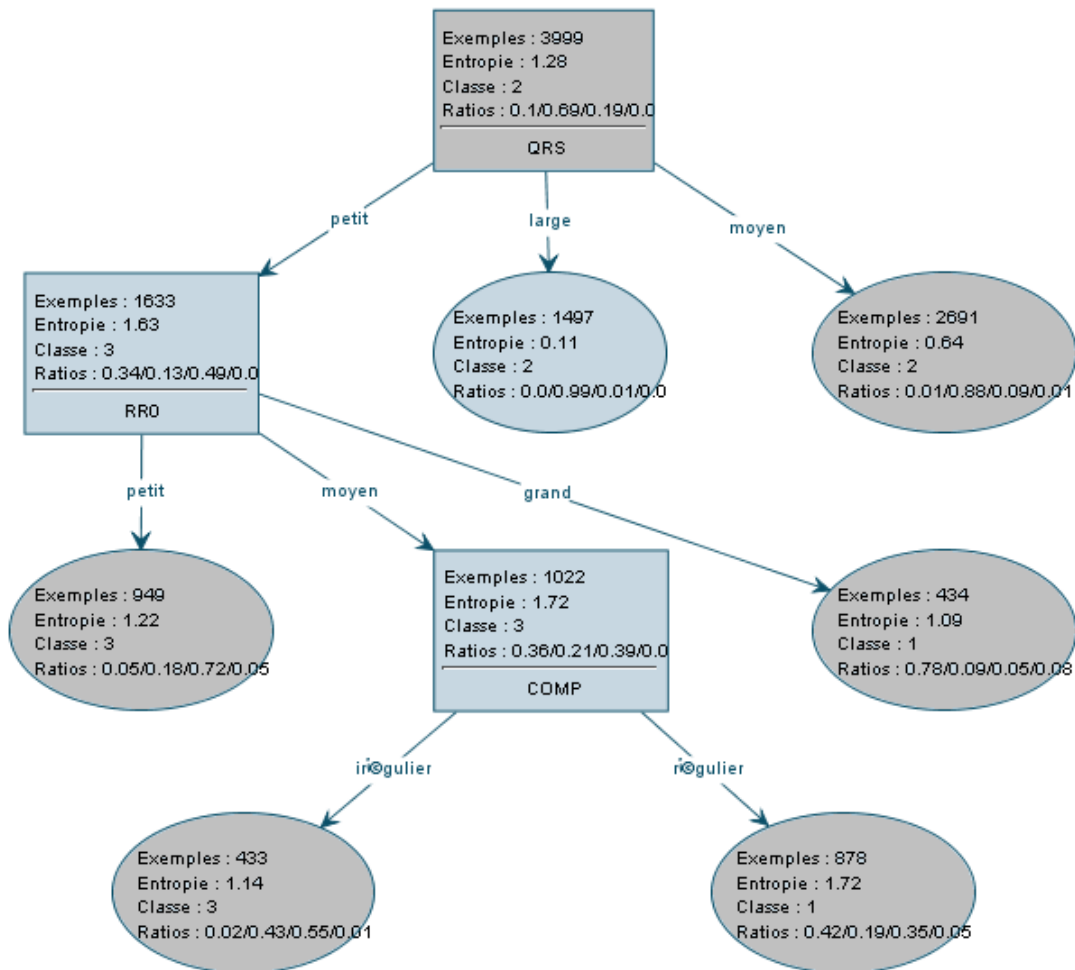


Figure 03.26 Arbre de décision flou optimisé (élagué) réduit à 6 branches

3.2.4.3 3<sup>ème</sup> expérimentation

Variable d'entrée	Nombre SEF
RR0	3
RRs	3
COMP	2
QRS	3

Tableau 3.4 Paramètres et sous-ensembles

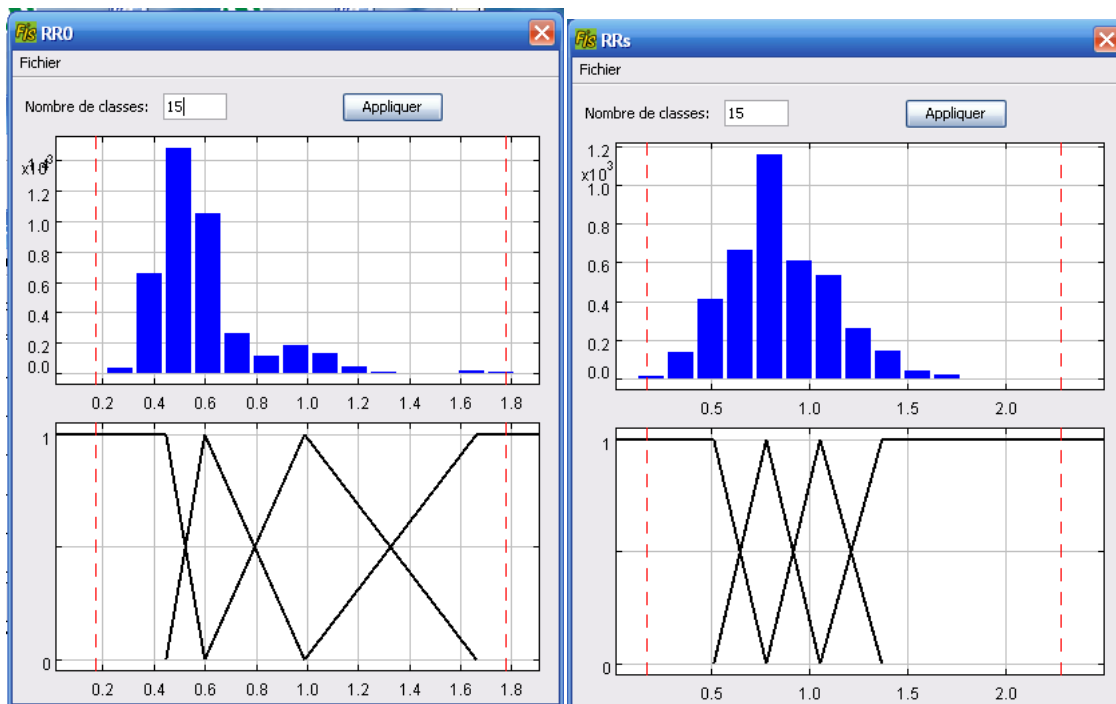


Figure 3.27 (a, b) : Histogramme de RR0 à gauche et RRs à droite

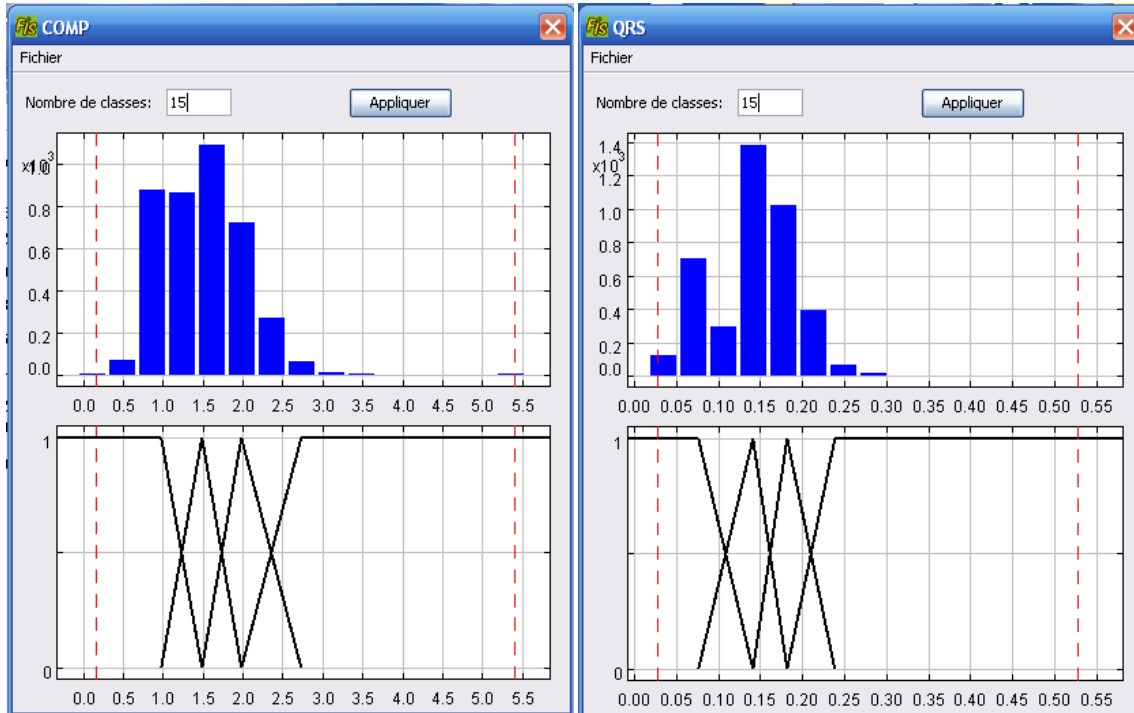


Figure 03.28 (a, b) : Histogramme de COMP à gauche et QRS à droite

Règle	Active	SI RRO	ET RRs	ET COMP	ET QRS	ALORS cl...
1	<input checked="" type="checkbox"/>			MF1	MF1	1
2	<input checked="" type="checkbox"/>			MF2	MF1	3
3	<input checked="" type="checkbox"/>			MF3	MF1	3
4	<input checked="" type="checkbox"/>			MF4	MF1	3
5	<input checked="" type="checkbox"/>				MF2	2
6	<input checked="" type="checkbox"/>				MF3	2
7	<input checked="" type="checkbox"/>				MF4	2

Figure 3.29 Table des règles

Il ya 7 regles

1 règle → classe 1(N)

3 règles → classe 3(A)

3 règles → classe 2(V)

class inféré / class observé		classe 1	classe 2	classe 3	classe 4
inféré	classe 1	331	1	28	14
	classe 2	78	2741	369	53
	classe 3	10	8	350	16
	classe 4	0	0	0	0
non classé		0	0	0	0

Figure 03.30 Matrice de confusion

	Sensibilité	Spécificité	Taux de FP	Précision
Classe1	0,789	0,986	0,0137	0,885
Classe2	0,996	0,576	0,423	0,845
Classe3	0,468	0,989	0,0109	0,911
Classe4	0	1	0	0
Taux global = (331+2741+350+0)/3999 = 0,855				

Tableau 3.5 Calcul des performances

Commentaires :

- ✚ Nous remarquons que la sensibilité été élevé pour la classe 2 (99.6%) (La majorité des cas V ont été reconnus).
- ✚ Le taux faible de la spécificité (57,6%) pour la classe 2
- ✚ Taux de FP nombre de fausse alarme était faible pour les classes 1 et 3 et de (42,3%) pour la classe 2
- ✚ Et (Précision) avec un taux de 91,1% pour la classe 3

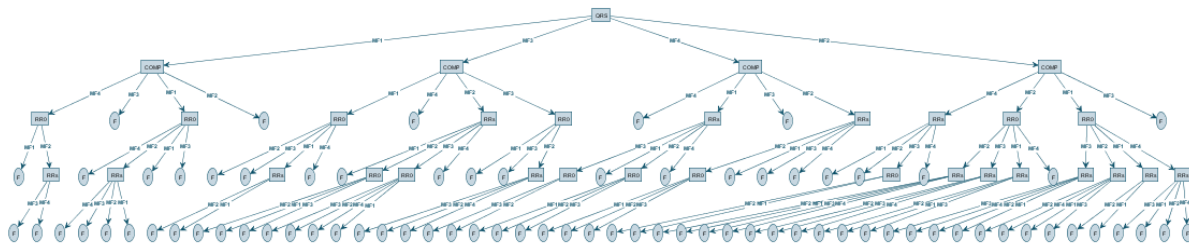



Figure 3.31 Arbre complet généré par FisPro constitué de 78branches (78feuilles).

Dans cette expérimentation on trouve 18 feuilles  dont l'arbre a tranché avec un degré de pureté de 100%



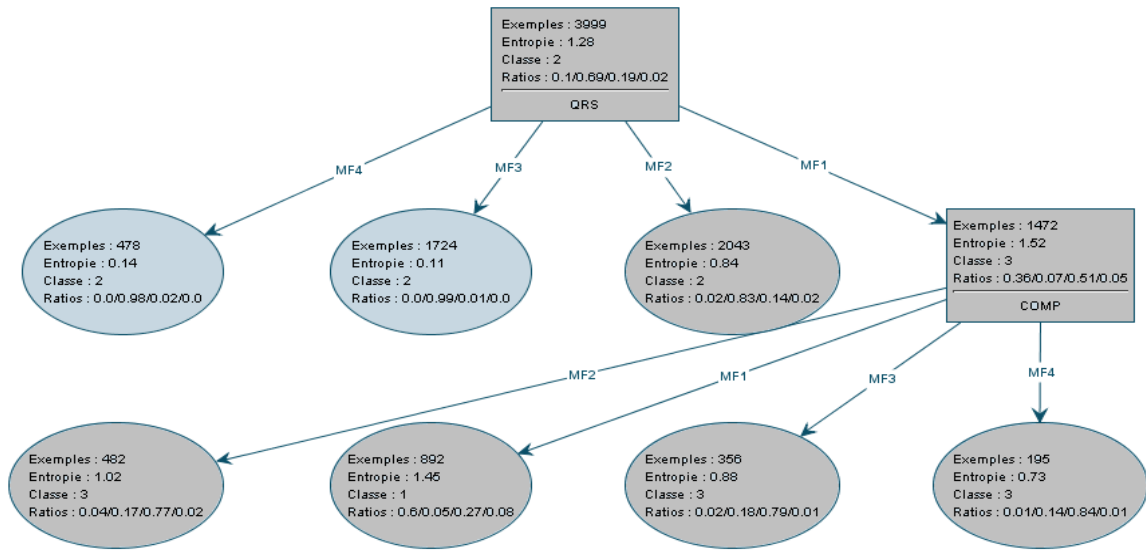


Figure 3.32 Arbre de décision flou optimisé (élagué) réduit à 7 branches

3.2.4.4 4<sup>ème</sup> expérimentation

Variable d'entrée	Nombre SEF
RR0	3
RRs	3
COMP	2
QRS	3

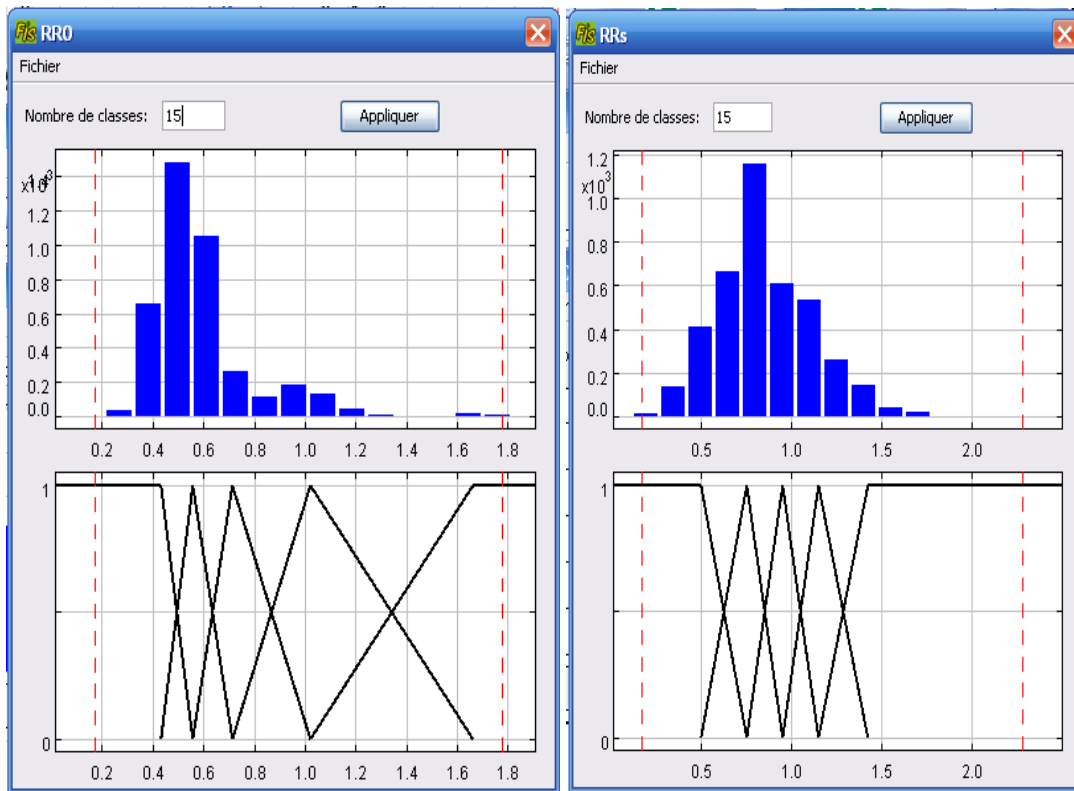


Figure 3.33 (a, b) : Histogramme de RRO à gauche et RRr à droite

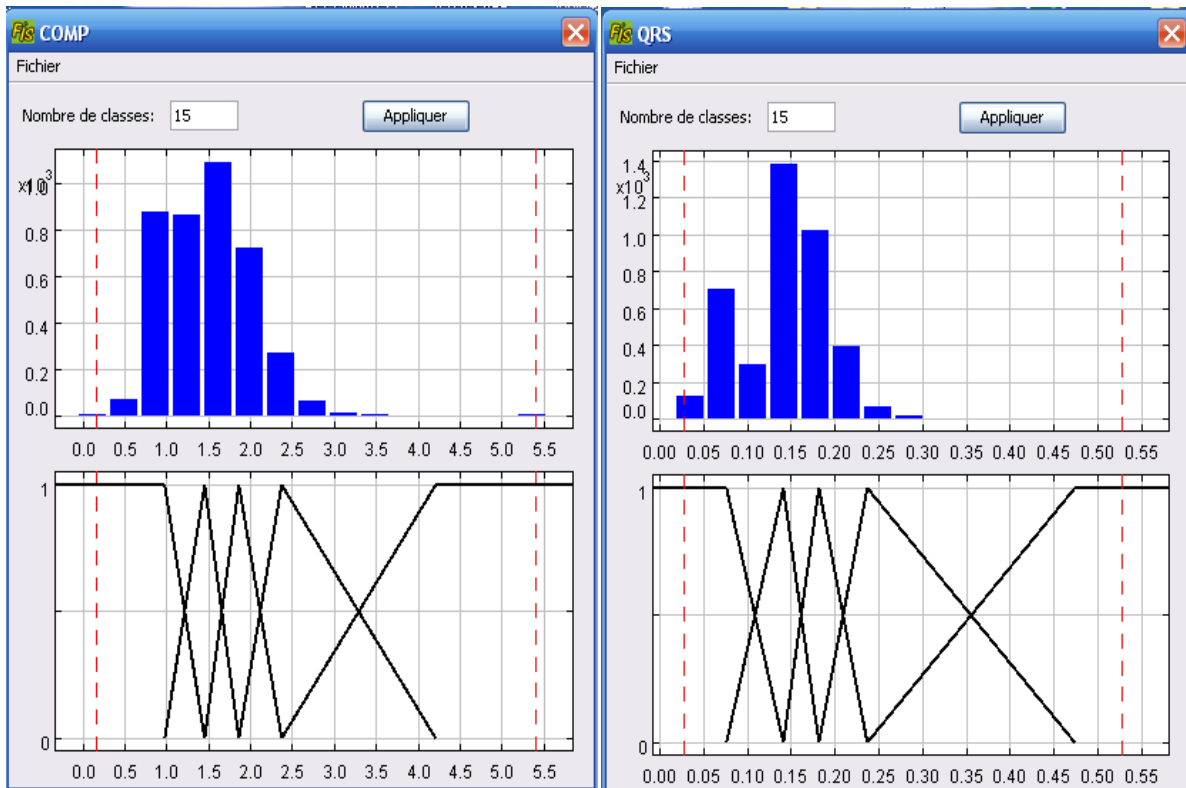


Figure 03.34 (a, b) : Histogramme de COMP à gauche et QRS à droite

Règle	Active	SI Variab...	ET RRs	ET COMP	ET QRS	ALORS cl...
1	<input checked="" type="checkbox"/>	MF1			MF1	3
2	<input checked="" type="checkbox"/>	MF2			MF1	3
3	<input checked="" type="checkbox"/>	MF3			MF1	1
4	<input checked="" type="checkbox"/>	MF4			MF1	1
5	<input checked="" type="checkbox"/>	MF5			MF1	1
6	<input checked="" type="checkbox"/>			MF1	MF2	2
7	<input checked="" type="checkbox"/>	MF1	MF1	MF2	MF2	2
8	<input checked="" type="checkbox"/>	MF2	MF1	MF2	MF2	2
9	<input checked="" type="checkbox"/>	MF3	MF1	MF2	MF2	2
10	<input checked="" type="checkbox"/>	MF1	MF2	MF2	MF2	2
11	<input checked="" type="checkbox"/>	MF2	MF2	MF2	MF2	2
12	<input checked="" type="checkbox"/>	MF3	MF2	MF2	MF2	3
13	<input checked="" type="checkbox"/>	MF1	MF3	MF2	MF2	2
14	<input checked="" type="checkbox"/>	MF2	MF3	MF2	MF2	2
15	<input checked="" type="checkbox"/>	MF3	MF3	MF2	MF2	2
16	<input checked="" type="checkbox"/>	MF4	MF3	MF2	MF2	2
17	<input checked="" type="checkbox"/>		MF4	MF2	MF2	2
18	<input checked="" type="checkbox"/>		MF5	MF2	MF2	2
19	<input checked="" type="checkbox"/>			MF3	MF2	2
20	<input checked="" type="checkbox"/>	MF1	MF1	MF4	MF2	2
21	<input checked="" type="checkbox"/>	MF1	MF2	MF4	MF2	2
22	<input checked="" type="checkbox"/>	MF1	MF3	MF4	MF2	2
23	<input checked="" type="checkbox"/>	MF1	MF4	MF4	MF2	2
24	<input checked="" type="checkbox"/>	MF1	MF5	MF4	MF2	2
25	<input checked="" type="checkbox"/>	MF2		MF4	MF2	2
26	<input checked="" type="checkbox"/>	MF3		MF4	MF2	2
27	<input checked="" type="checkbox"/>	MF4		MF4	MF2	2
28	<input checked="" type="checkbox"/>		MF2	MF5	MF2	2
29	<input checked="" type="checkbox"/>		MF3	MF5	MF2	1
30	<input checked="" type="checkbox"/>		MF4	MF5	MF2	2
31	<input checked="" type="checkbox"/>		MF5	MF5	MF2	2
32	<input checked="" type="checkbox"/>				MF3	2
33	<input checked="" type="checkbox"/>				MF4	2
34	<input checked="" type="checkbox"/>				MF5	2

Figure 03.35 Table des règles

Il ya 34 regles

4 règles → classe 1(N)

3 règles → classe 3(A)

27 règles → classe 2(V)

		classe 1	classe 2	classe 3	classe 4
inféré	classe 1	222	0	5	1
	classe 2	159	2726	302	53
	classe 3	38	24	440	29
	classe 4	0	0	0	0
non classé		0	0	0	0

Figure 03.36 Matrice de confusion

	Sensibilité	Spécificité	Taux de FP	Précision
Classe1	0,529	0,988	0,001	0,973
Classe2	0,991	0,562	0,428	0,841
Classe3	0,584	0,970	0,029	0,828
Classe4	0	1	0	0
Taux global = (222+2726+440+0)/3999 = 0,847				

Tableau 3.6 Calcul des performances

**Commentaires :**

- ✚ Nous remarquons que la sensibilité est élevée pour la classe 2 (99.1%) (la majorité des cas V ont été reconnus).
- ✚ Le taux faible de la spécificité (56,2%) pour la classe 2
- ✚ Taux de FP nombre de fausse alarme était faible pour les classes 1 et 3 et de (42,8%) pour la classe 2
- ✚ Et (Précision) avec un taux de 97,3% pour la classe1

3.2.4.5 5ème expérimentation

Variable d'entrée	Nombre SEF
RR0	3
RRs	3
COMP	2
QRS	3

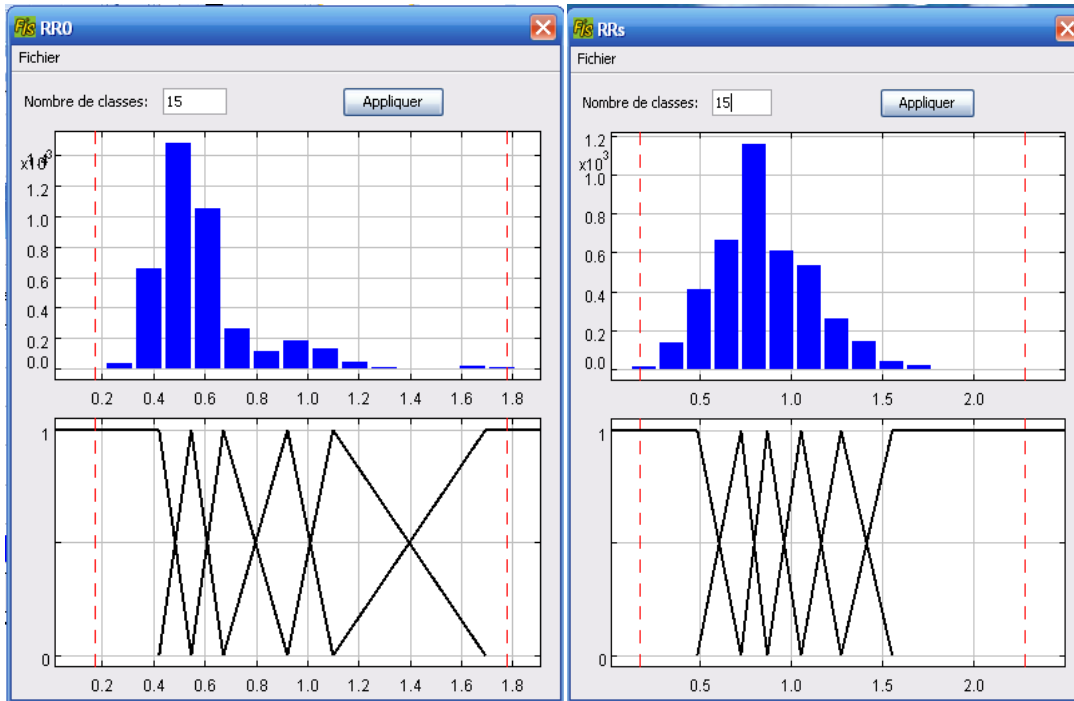


Figure 3.37 (a, b) : Histogramme de RRO à gauche et RRs à droite

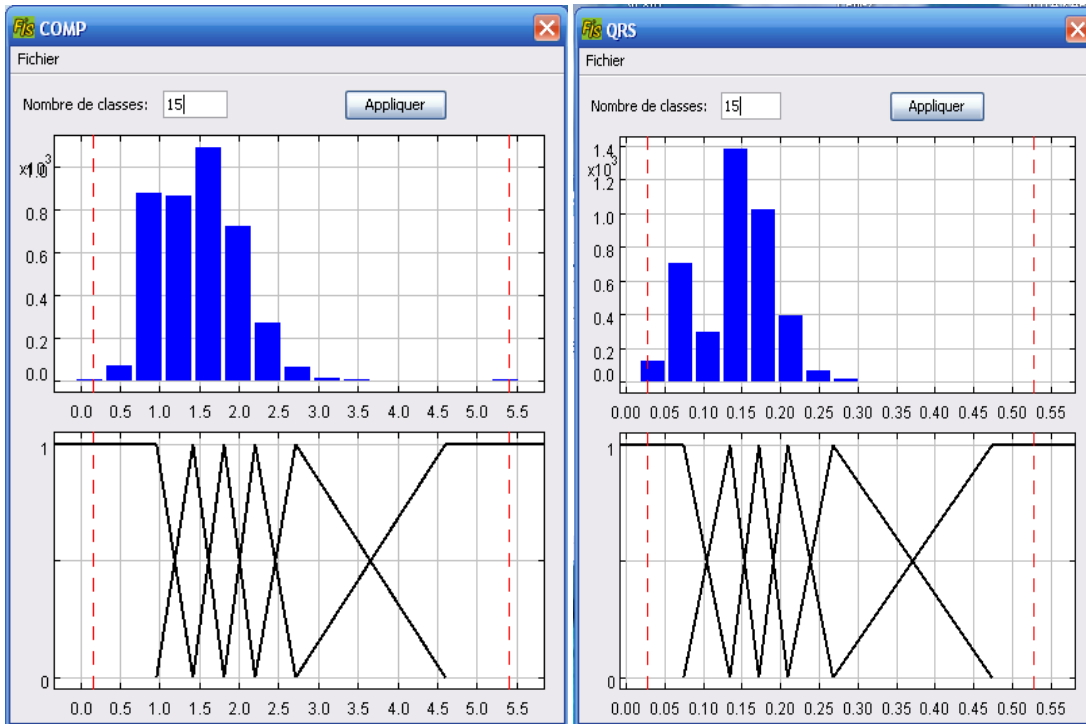


Figure 03.38 (a, b) : Histogramme de COMP à gauche et QRS à droite

Règles Affichage

Règle	Active	SI RR0	ET RR <sub>s</sub>	ET COMP	ET QRS	ALORS cl...
1	<input checked="" type="checkbox"/>	MF1			MF1	3
2	<input checked="" type="checkbox"/>	MF2			MF1	3
3	<input checked="" type="checkbox"/>	MF3		MF1	MF1	1
4	<input checked="" type="checkbox"/>	MF3		MF2	MF1	3
5	<input checked="" type="checkbox"/>	MF3		MF3	MF1	3
6	<input checked="" type="checkbox"/>	MF3		MF4	MF1	3
7	<input checked="" type="checkbox"/>	MF3		MF5	MF1	3
8	<input checked="" type="checkbox"/>	MF4			MF1	1
9	<input checked="" type="checkbox"/>	MF5			MF1	1
10	<input checked="" type="checkbox"/>	MF6			MF1	1
11	<input checked="" type="checkbox"/>				MF2	2
12	<input checked="" type="checkbox"/>				MF3	2
13	<input checked="" type="checkbox"/>				MF4	2
14	<input checked="" type="checkbox"/>				MF5	2
15	<input checked="" type="checkbox"/>				MF6	2

Figure 3.39 Table des règles

Il ya 15 regles

4 règles → classe 1(N)

6 règles → classe 3(A)

5 règles → classe 2(V)

		classe 1	classe 2	classe 3	classe 4
inféré	classe 1	284	17	9	23
	classe 2	103	2700	212	21
	classe 3	32	33	526	39
	classe 4	0	0	0	0
non classé		0	0	0	0

Figure 03.40 Matrice de confusion

	Sensibilité	Spécificité	Taux de FP	Précision
Classe1	0,677	0,985	0,014	0,852
Classe2	<b>0,981</b>	<b>0,706</b>	<b>0,293</b>	<b>0,889</b>
Classe3	0,702	0,931	0,033	0,834
Classe4	0	1	0	0
Taux global = (284+2700+526+0)/3999 = 0,877				

Tableau 03.7 Calcul des performances

**Commentaires**

- ✚ Nous remarquons que la sensibilité été élevé pour la classe 2 (98.1%) (la majorité des cas V ont été reconnus).
- ✚ Le taux faible de la spécificité (70,6%) pour la classe 2
- ✚ Taux de FP nombre de fausse alarme était faible pour les classes 1 et 3 et de (29,3%) pour la classe 2
- ✚ Et (Précision) avec un taux de 88,9% pour la classe 2

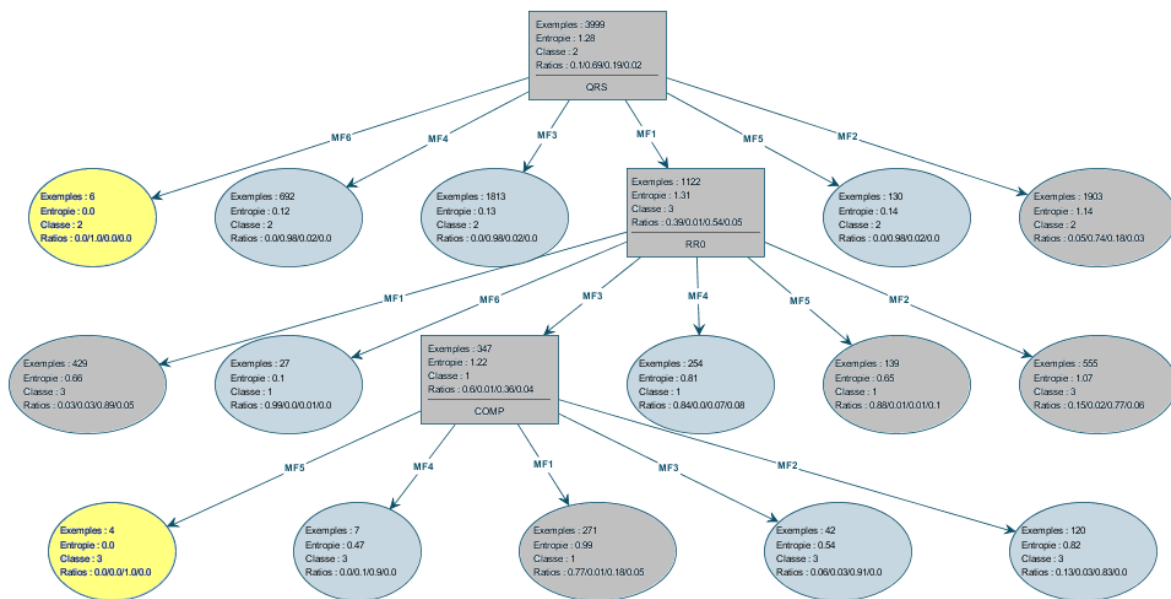


Figure 3.41 Arbre de décision flou optimisé (élagué) réduit à 15 branches

La deuxième constatation la classe (R) est représentée par uniquement 6 règles sur 35 règles ce qui explique clairement le peu d'exemples présents de cette anomalie dans la base de données. Cet arbre a donné des meilleurs résultats par rapport aux autres avec une bonne classification et des règles très significatives et très crédibles et conformes avec l'expertise humaine.

La règle 7 « Si durée P *petite* et QRS *grand* et RRs/RRp *petite alors* ESV » est activée avec 134 exemple cette règle est vérifiée physiologiquement.

D'après la figure 4-19 et nous remarquons que la règle (si RRs/RRp est petit *alors* c'est ESV) est en conformité avec la réalité cardiologique (présence de repos compensatoire retard droit), tandis que la 2ème règle n'a pas une signification médicale.

Les autres règles n'ont pas de sens physiologiquement.

Donc la médiocrité des performances obtenues par le classifieur (ADF1) est due à la non cohérence de la base de connaissance extraite.