

# Systèmes à Inférences Floues pour la Classification Phonémique

S. Zribi Boujelbene<sup>\*</sup>, D. Ben Ayed Mezghani<sup>\*\*</sup> et N. Ellouze<sup>\*\*\*</sup>

*\* Faculté des Sciences Humaines et sociales de Tunis*

Zribi\_siwar@yahoo.fr

*\*\* Institut Supérieur d'Informatique*

Dorra.mezghani@isi.rnu.tn

*\*\*\* Ecole Nationale d'Ingénieurs de Tunis*

N.ellouze@enit.rnu.tn

**Résumé:** Dans le but d'aborder le problème de classification phonémique, nous avons mis en œuvre un Système à Inférence Floue (SIF) pour chaque phonème de type voyelle. Nous avons utilisé, en effet, la base de sons DARPA TIMIT pour assurer l'extraction des paramètres caractéristiques. Ensuite, nous avons appliqué sur l'ensemble de ces bases le principe du modèle flou de Takagi-Sugeno-Kang (TSK) pour créer des SIFs permettant la classification phonémique. Afin d'optimiser les SIFs proposés, nous avons mis en œuvre des Systèmes à Inférences Floues à Réseaux Adaptatifs (SIFRA) qui se basent sur l'approche neuro-floue. Les systèmes de type SIFs et de type SIFRAs sont évalués chacun sur l'ensemble des bases d'apprentissages et des bases de tests de la base des phonèmes de type voyelle.

**Mots-clés:** Classification, systèmes à inférences floues, optimisation, phonèmes.

## INTRODUCTION

Depuis de nombreuses années, la logique floue, classée dans les sciences de raisonnement, suscite beaucoup d'intérêt [BEN 01]. Avec ses modèles flous, elle a connu un succès remarquable dans la description des systèmes complexes. Ces modèles ont la même structure interne et utilisent un mécanisme d'inférence baptisé Systèmes à Inférences Floues (SIFs) [YVE 99].

Cet article décrit la mise en œuvre d'un ensemble de systèmes à inférences floues pour la classification des phonèmes de type voyelle du corpus de parole DARPA TIMIT. Les systèmes proposés sont basés sur le modèle TSK (Takagi\_Sugeno\_Kang) en premier lieu, et en deuxième lieu sur l'approche adaptative neuro-floue (système à inférence floue à réseau adaptatif SIFRA) pour l'optimisation des modèles initiaux.

## 1. Modèles flous

Un modèle flou d'un système est une représentation de son comportement par les concepts de la théorie des sous-ensembles flous. Cette représentation caractérise la relation entre les variables d'entrées et de sorties du système [BOU 95].

Dans la littérature, deux approches primaires permettent de générer des systèmes d'inférences flous : Mamdani (linguistiques) et takagi-Sugeno-Kang (TSK) [BAN 95].

Les modèles de Mamdani permettent une description linguistique du système par une base des règles floues de la forme [ALC 98]:

$$\begin{aligned} \text{Si } x_1 \text{ est } A_1 \text{ et } x_2 \text{ est } A_2 \text{ et } \dots \text{ et } x_n \text{ est } A_n \\ \text{Alors } y_1 \text{ est } B_1 \text{ et } y_2 \text{ est } B_2 \text{ et } \dots \text{ et } y_m \text{ est } B_m \end{aligned} \quad (1)$$

où  $x_i$  et  $y_j$  sont respectivement les variables d'entrées et de sorties linguistiques et  $A_i$  et  $B_j$  sont des ensembles linguistiques flous. Ces modèles nécessitent un grand nombre de règles pour approcher le comportement globale d'un système : ils possèdent une capacité de représentation limitée [NAK 97].

Les modèles linguistiques ne permettent pas d'intégrer directement des connaissances objectives sur le système qui ne sont pas exprimées par des sous-ensembles flous. Ainsi des connaissances exprimées sous forme analytiques décrivant la structure physique du système ne peuvent pas être pris en compte directement [NAK 97]. Sugeno et ces collaborateurs ont proposé une classe de modèles appelés modèles (TSK) qui permet de représenter ce type d'information.

Nous intéressons par la suite à définir le modèle TSK et présenter une méthode d'optimisation de ce modèle.

### 1.1. Description du modèle de Takagi-Sugeno-Kang (TSK)

Soit un système à  $r$  entrées et une sortie, le modèle TSK est constitué d'une base de règles de la forme :

$$\begin{aligned} \text{Si } x_1 \text{ est } A_1^{i_1} \text{ et } x_2 \text{ est } A_2^{i_2} \text{ et } \dots \text{ et } x_r \text{ est } A_r^{i_r} \\ \text{Alors } y = f_i(x_1, x_2, \dots, x_r) \end{aligned} \quad (2)$$

où  $x_1, x_2, \dots, x_r$  sont les variables numériques d'entrée du modèle flou et  $f_i$  est une fonction numérique de l'univers d'entrée  $X_1 \times X_2 \times \dots \times X_r$  dans  $Y$  [NAK 97]. Chaque règle représente un modèle local sur une région floue d'entrée, ou sur un sous-espace d'entrée. Dans chaque région, le modèle flou est défini par la fonction  $f_i$  qui relie les entrées à la sortie numérique. Le modèle global est constitué par interpolation des modèles locaux [YVE 99].

Dans la littérature, les  $f_i$  sont souvent des fonctions linéaires, soit:

$$f_i(x_1, x_2, \dots, x_r) = b_{i_0} + b_{i_1}x_1 + b_{i_2}x_2 + \dots + b_{i_r}x_r \quad (3)$$

où  $b_{i_0}, b_{i_1}, \dots, b_{i_r}$  sont des coefficients constants. Chaque règle peut alors être vue comme un modèle local, linéaire selon les variables d'entrée  $x_1, x_2, \dots, x_r$ .

Ces modèles permettent d'approcher le comportement d'un système complexe par une collection de modèles locaux. Ils ont une capacité de représentation importante. En effet, le nombre de règles nécessaires pour approcher un système à un certain degré de précision est généralement réduit [BAB 95].

### 1.2. Modélisation

Le problème de modélisation floue ou de construction de modèles flous peut être vu comme un processus d'identification de système. Ce processus est composé de trois phases [BAN 95], [JAN 92] :

#### 1.2.1. Phase d'identification de la structure du modèle

Cette phase se base sur la détermination de la structure de la base des règles, du nombre de symboles et de la structure des conclusions des règles.

#### 1.2.2. Phase d'identification des paramètres du modèle

L'identification des paramètres d'un modèle se fait à partir d'un ensemble de données appelé ensemble d'apprentissage. Cette phase permet l'identification des paramètres d'entrée, des paramètres de sortie et de la base des règles ou de la relation floue sous-jacente.

#### 1.2.3. Phase de validation du modèle

Cette phase sert à tester la validité du modèle d'abord par rapport à l'ensemble d'apprentissage, puis sur de nouvelles données de test.

### 1.3. Apprentissage par approche neuro-floue liée au modèle TSK

Les premiers travaux sur l'optimisation des SIFs étaient explicitement inspirés de l'algorithme de rétro-propagation par réseaux de neurones [YVE 99]. Nous présentons ici un type spécial de réseaux neuro-flous. Il s'agit de l'approche ANFIS (système à inférence floue organisé en réseau adaptatif) proposée par Jang [JAN 93]. Pour simplifier le modèle, nous considérons un système à deux entrées  $x_1$  et  $x_2$ , une sortie  $y$  et un modèle flou de type TSK de ce système, composé des deux règles suivantes:

$$\begin{aligned} \text{Si } x_1 \text{ est } A_1 \text{ et } x_2 \text{ est } B_1 \\ \text{Alors } y_1 = f_1(x_1, x_2) = a_1x_1 + b_1x_2 + c_1 \end{aligned} \quad (4)$$

$$\begin{aligned} \text{Si } x_1 \text{ est } A_2 \text{ et } x_2 \text{ est } B_2 \\ \text{Alors } y_2 = f_2(x_1, x_2) = a_2x_1 + b_2x_2 + c_2 \end{aligned} \quad (5)$$

Jang a proposé de représenter cette base de règles par le réseau adaptatif présenté par la figure 1.

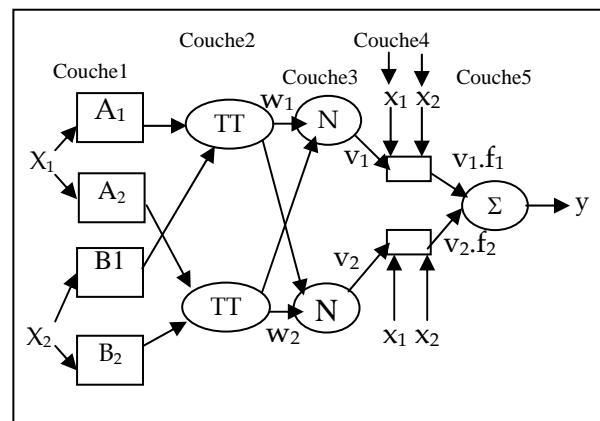


Figure 1. Réseau ANFIS lié au modèle TSK.

Le réseau adaptatif ANFIS est un réseau multicouche dont les connexions ne sont pas pondérées ou elles ont toutes un poids égal à 1 [JAN 93]. Les nœuds sont de deux types différents selon leur fonctionnalité: des nœuds adaptatifs (carrés), et des nœuds fixes (circulaires). La sortie  $O_i^k$  du nœud  $i$  de la couche  $k$  (appelé nœud  $(i, k)$ ) dépend des signaux provenant de la couche  $k-1$  et des paramètres du nœud  $(i, k)$ .

Couche 1: caractérise le degré d'appartenance  $O_i^1$  de  $x$  par rapport aux sous-ensembles flous.

Couche 2 : engendre le degré d'activation d'une règle.

Couche 3 : la sortie du nœud  $i$  caractérise le degré d'activation normalisé de la règle  $i$ .

Couche 4 : la sortie de chaque nœud de la couche 4 est déterminée en fonction de la sortie de la couche 3 et de l'ensemble des paramètres de sortie de la règle  $i$ .

Couche 5 : est représentée par un nœud unique au niveau duquel s'effectue la somme des signaux provenant de la couche 4.

Le réseau ANFIS utilise, d'une part, un

algorithme de coalescence floue sur l'ensemble des données pour partitionner l'espace d'entrée. Il utilise, d'autre part, un algorithme d'apprentissage par rétro-propagation pour simplifier les conclusions et éliminer les variables d'entrées non pertinentes [NAK 97].

## 2. Classification des phonèmes par inférences floues

Pour la classification des phonèmes par inférences floues, nous présentons tout d'abord les paramètres à utiliser, puis nous exposons l'approche adoptée pour la mise en œuvre d'un système à inférence floue (SIF) puis l'approche de mise à jour d'un système à inférence floue adaptatif (SIFRA).

### 2.1. Identification des paramètres utilisés

Pour l'identification des paramètres, nous avons adopté la méthode d'analyse par extractions des formants. Cinq formants sont identifiés : les trois premiers formants sont bien marqués dans le spectre [OUN 03].

Dans notre étude, nous avons choisi uniquement les trois premiers formants F1, F2 et F3 comme paramètres caractéristiques de notre corpus. L'ensemble des formants F1, F2 et F3 constitue un vecteur pour chaque unité (objet) phonétique [ARO 02]. Nous obtenons ainsi pour chaque groupe de phonèmes une matrice à valeurs réelles qui servira par la suite pour la construction d'un système à inférence floue.

### 2.2. Mise en œuvre d'un SIF pour la classification des phonèmes de type voyelle

La structure d'un SIF pour la classification des phonèmes de type voyelle est donnée par cette figure :

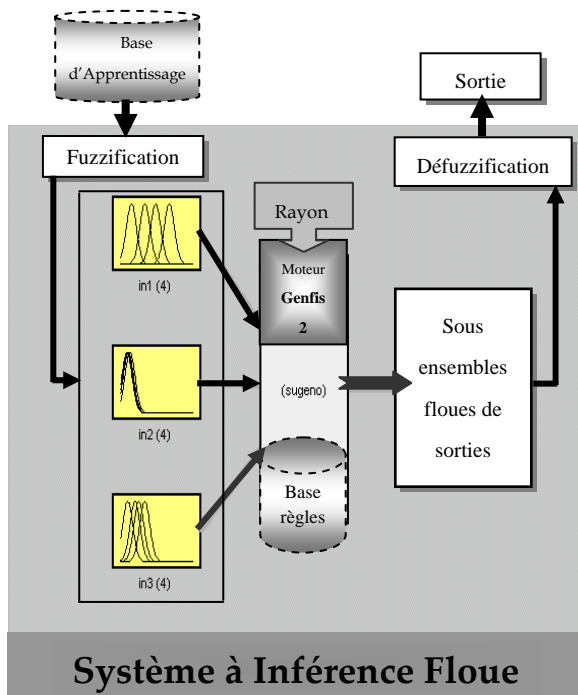


Figure 2. Structure d'un SIF pour la classification des phonèmes.

### 2.2.1. Base d'apprentissage

Elle regroupe uniquement les 2/3 premiers objets de la base des phonèmes représentant les formants F1, F2 et F3. Les éléments de cette base représentent les variables d'entrées pour la mise en œuvre des systèmes d'inférences floues. Les 1/3 objets restants de la base des phonèmes représentent la base de test, qui sert pour valider la généralisation du modèle défini à partir de la base d'apprentissage [ALC 98].

### 2.2.2. Moteur d'inférence (Genfis2)

Nous avons utilisé comme moteur d'inférence « Genfis2 » présenté dans le Toolbox de Matlab. Ce générateur permet de générer des SIFs de type TSK en se basant sur le principe de la coalescence floue [Ben 01]. Ce moteur permet également de déterminer les fonctions d'appartenances et les règles exprimant le comportement de la base. De plus, Genfis2 permet, en utilisant la coalescence floue de partitionner l'espace de représentation des données d'une base en plusieurs groupes appelés partition floue ou classe, caractérisée chacune par un centre. Nous avons construit, en effet, des SIF initiaux pour chaque sous-base caractérisant un phonème de la base des voyelles.

### 2.2.3. Rayon

La variable rayon est un vecteur d'entrée qui permet de spécifier un centre de groupement et d'indiquer la marge d'influence de chaque centre [ARO 03].

### 2.2.4. Fuzzification

Cette étape permet le passage des grandeurs physiques des paramètres formantiques en variables linguistiques (floues).

### 2.2.5. Défuzzification

L'entrée pour le processus de défuzzification est le résultat combinatoire de l'ensemble fuzzifié. L'objectif est de transformer cet ensemble flou en valeurs non floues [BEN 01].

## 3. Mise en œuvre d'un SIFRA pour la classification des phonèmes de type voyelle

Le but est d'opérer l'optimisation des SIFs générés. Pour cela, nous avons utilisé l'approche neuro-floue ANFIS qui est basée sur un algorithme d'apprentissage. Durant l'apprentissage, les éléments de chaque base d'apprentissage seront chacun présenté plusieurs fois au réseau [JEA 94]. Une présentation du corpus d'apprentissage s'appelle cycle ou époque d'apprentissage.

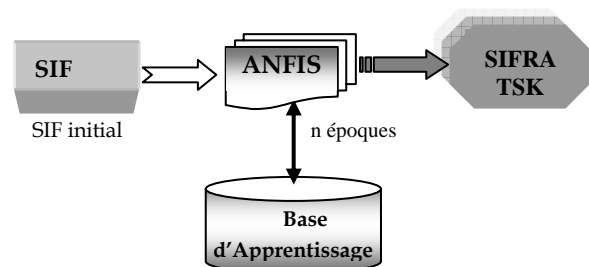


Figure 3. Exemple de systèmes à inférences floues à réseaux adaptatifs.

## 4. Etude expérimentale

### 4.1. Identification du rayon optimal

Nous proposons dans un premier temps de déterminer le rayon optimal afin d'avoir des résultats significatifs. Pour cela, quatre valeurs de rayons sont pris en compte (0.1 ; 0.25 ; 0.5 ; 0.8). Ensuite, nous avons générés les SIFs des deux échantillons à savoir la base /ix/ et la base /ao/ pour les quatre rayons. Nous avons par conséquent quatre SIFs pour chaque phonème. Puis, nous avons évalué chaque SIF par rapport à ses propres bases d'apprentissage et de test et calculer ses erreurs quadratiques moyennes (EQM).

Le tableau suivant décrit les EQM arrondies à  $e^{-16}$ . La colonne AppEQM décrit l'EQMs calculées sur les bases d'apprentissages et la colonne TstEQM décrit l'EQMs calculées sur les bases de tests.

**Tableau 1.** EQM générées selon les différentes valeurs de rayon.

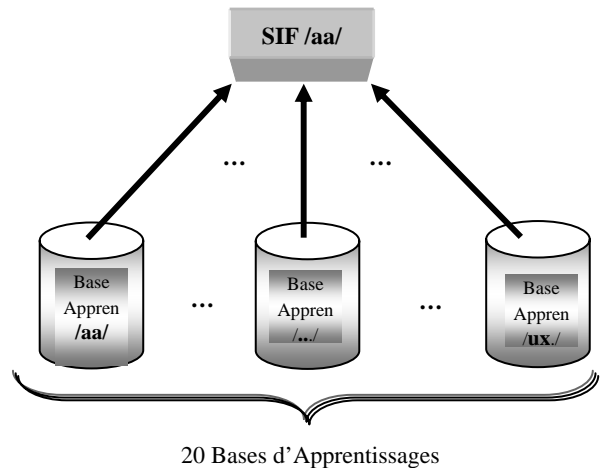
Rayon	SIFs /ix/		SIFs /ao/	
	AppEQM	TstEQM	AppEQM	TstEQM
0,1	1311	15876 e <sup>13</sup>	1155	2189 e <sup>13</sup>
0,25	38,18	41,66	6,94	4,05
0,5	103,81	102,4	7,39	6,28
0,8	89,69	95,62	7,39	6,28

Les valeurs d'erreurs les plus faibles présentées à la fois par les bases d'apprentissages et de tests sont ceux données par la valeur 0.25 pour les deux systèmes SIF /ao/ et SIF /ix/. Nous avons retenu le rayon égal à 0.25 pour la suite de notre étude.

### 4.2. Evaluation des SIFs

Nous avons construit, dans un deuxième temps, 20 systèmes à inférences floues (SIFs). Chaque système caractérise un phonème de la base des voyelles. L'évaluation des systèmes générés est effectuée en deux étapes [JEA 94] :

*Etape 1 :* Evaluation par rapport aux bases d'apprentissages. Au niveau de cette étape, nous avons appliqué chaque SIF sur l'ensemble des bases d'apprentissages pour calculer l'erreur quadratique moyenne et déterminer la matrice de confusion relative (voir figure 4).



**Figure 4.** Exemple de l'évolution du SIF du phonème /aa/ sur l'ensemble des bases d'apprentissages.

*Etape 2 :* Evaluation par rapport aux bases de tests. Cette étape sert à valider la généralisation des SIFs proposés. Cette fois ci, nous avons appliqué chaque système sur l'ensemble des bases de tests afin de déterminer l'EQM et la matrice de confusion relative.

### 4.3. Identification du nombre d'époque optimale

Dans un troisième temps, nous avons adapté les 20 SIFs relatif aux 20 phonèmes de type voyelle pour générer 20 SIFRA. A ce niveau, un problème se pose sur le nombre d'époque à retenir. Il est à remarquer qu'une augmentation du nombre d'époque provoque une diminution des valeurs des erreurs générées. Lorsque le SIFRA apprend effectivement les éléments du corpus d'apprentissage, les performances en généralisation s'améliorent à la fois sur la base d'apprentissage et sur la base de test. Ainsi, le moment d'interrompre l'apprentissage est celui où les performances en test sont optimales [JEA 94], [KOM 92].

Plusieurs tests pour chaque base phonémique ont été effectués pour déterminer le nombre d'époque optimal. Par exemple, la figure 5 présente l'EQM déterminée par les deux phases d'évaluations du SIFRA du phonème /uh/ pour des valeurs d'époques variant entre 0 et 500. La courbe en pointillé en vert détermine l'erreur générée sur la base d'apprentissage, alors que la courbe en tiré continu en rouge donne l'erreur générée sur la base de test. La figure 5 correspond à un test pris parmi les plusieurs autres tests pour lesquelles la valeur 200 donne la valeur d'erreur minimale pour la majorité des phonèmes. D'où, le nombre d'époque optimal adopté pour la suite de cette étude est égal à 200.

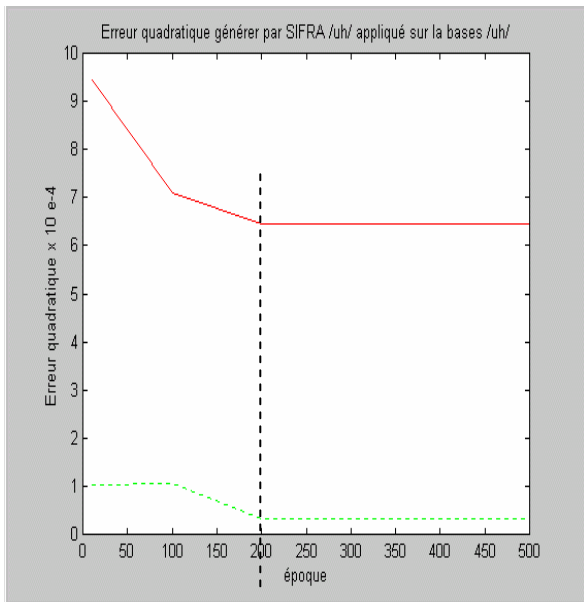


Figure 5. Exemple de l'évolution des erreurs quadratiques moyennes au cours de l'apprentissage.

4.4. Evaluation des SIFRAs

En quatrième temps, les 20 SIFRAs sont évalués grâce à une méthode de validation qui permet d'estimer les performances de généralisation du SIFRA après apprentissage. L'évaluation est effectuée également en deux étapes:

*Etape 1 :* Evaluation par rapport aux bases d'apprentissages. Elle consiste à mesurer l'évolution des performances des réseaux SIFRAs sur les bases d'apprentissages en déterminant les EQM et la matrice de confusion.

*Etape 2 :* Evaluation par rapport aux bases de tests. Elle consiste à mesurer l'évolution des performances des réseaux SIFRAs sur les bases de tests pour déterminer l'EQM et la matrice de confusion propre à cette étape.

5. Analyse des résultats

Prenant à titre d'exemple la figure 6 qui présente l'évaluation du SIF et du SIFRA du phonème /ax\_h/ par rapport aux 20 bases d'apprentissages. Nous remarquons que l'EQM de la base /ax\_h/ est nulle pour les 2 types d'évaluations. Nous remarquons aussi que, si on applique des bases de phonèmes autres que la base /ax\_h/ sur le SIFRA de type /ax\_h/, les valeurs d'erreurs sont beaucoup plus importantes que les valeurs d'erreurs générés par les SIFs. Nous avons constaté en effet, que le SIFRA peut détecter l'ensemble des phonèmes appartenant à un même groupe. Il est à noter que, après apprentissage, le système SIFRA de type /ax\_h/ donne une valeur d'erreur égale à 1,23 pour la base /uh/, une valeur d'erreur égale à 1,52 pour la base /ux/ et une valeur d'erreur égale à 1,53 pour la base /ey/. Alors que pour les autres bases les valeurs d'erreurs sont beaucoup plus importantes, tel que 10,07 pour la base /ay/, 9,16 pour la base /ah/ et 8,87 pour la base /aa/.

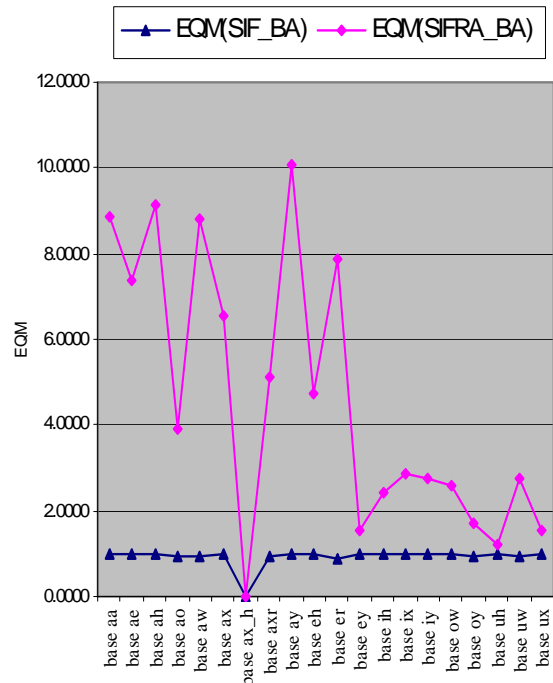


Figure 6. EQMs du SIF et du SIFRA du phonème /ax\_h/ sur les bases d'apprentissages.

La figure 7 présente l'évaluation du SIF et du SIFRA du même phonème /ax\_h/ par rapport aux bases de tests. La figure montre que l'EQM de la base /ax\_h/ est nulle pour les 2 types d'évaluations. L'application de la base /ey/ sur le SIFRA de type /ax\_h/ présente une valeur d'erreur égale à 4,20. Ceci peut s'expliquer par le fait que la base de test /ax\_h/ contient des valeurs non apprises.

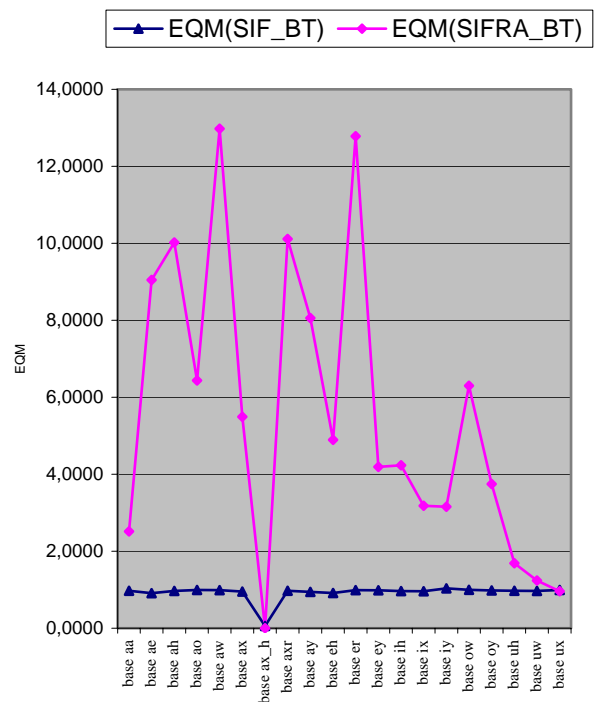


Figure 7. EQMs du SIF et du SIFRA du phonème /ax\_h/ sur les bases de tests.

Le tableau 2 et le tableau 3 représentent un échantillon de la matrice de confusion pour les bases d'apprentissages des phonèmes de type /aa/, /ax\_h/, /er/, /oy/ et /ux/ respectivement par rapport aux SIFs et au SIFRAs.

**Tableau 2.** Matrice de confusion des SIFs.

	SIF /aa/	SIF /ax-h/	SIF /er/	SIF /oy/	SIF /ux/
Base /aa/	0,00	0,97	1,00	1,69	15,40
Base /ax-h/	1,00	0,00	0,96	0,91	13,55
Base /er/	1,00	0,90	0,00	4,14	7,19
Base /oy/	1,00	0,98	1,00	0,00	6,22
Base /ux/	1,00	1,01	1,00	1,30	0,00

**Tableau 3.** Matrice de confusion des SIFRAs.

	SIFRA /aa/	SIFRA /ax_h/	SIFRA /er/	SIFRA /oy/	SIFRA /ux/
Base /aa/	0,00	8,86	1,00	10,21	0,84
Base /ax_h/	1,00	0,00	0,96	9,01	3,11
Base /er/	1,00	7,85	0,00	2,40	4,19
Base /oy/	1,00	2,87	1,00	0,00	2,00
Base /ux/	1,00	1,52	1,00	0,99	0,00

D'une manière générale, si nous comparons les résultats donnés par les étapes d'évaluations deux par deux, nous trouvons que :

Les erreurs déterminées lors de la phase d'évaluation des SIFs par rapport aux bases de tests sont presque les mêmes que ceux déterminées lors de la phase d'évaluation par rapport aux bases d'apprentissage pour la majorité des phonèmes.

Après apprentissage, les erreurs détectées lors de la phase d'évaluation par rapport aux bases

d'apprentissages sont plus importantes pour les phonèmes de classes différentes.

Nous pouvons alors conclure que les systèmes à inférences floues ont assuré une classification des bases de phonèmes de types voyelles. De même, nous pouvons affirmer que les SIFRAs ont pu augmenter les valeurs d'EQMs par rapport au SIFs pour les phonèmes n'appartenant pas à leur classe et ont pu diminuer les valeurs EQMs des phonèmes appartenant à leur classe.

## 6. Conclusion

Dans cet article, nous nous sommes intéressés à la classification phonémique à inférences floues. Nous avons en effet, élaboré deux types de systèmes : des SIFs et des SIFRAs. Les SIFs caractérisent les systèmes à inférences flous pour l'ensemble des phonèmes de type voyelles. Les SIFRAs caractérisent l'optimisation des SIFs générés appelés systèmes à inférences flous à réseau adaptatifs.

Nous avons évalué les SIFs et les SIFRAs proposés sur l'ensemble des bases d'apprentissage et de test des phonèmes de type voyelles du corpus DARPA TIMIT. Nous avons montré que les SIFs et les SIFRAs donnent des EQMs nulles pour l'ensemble des phonèmes appartenant à la même base. Les SIFRAs ont permis en plus de mieux cerner les résultats pour éloigner l'ensemble des phonèmes d'autres classes.

Les perspectives de ce travail concernent :

- Générer des classificateurs pour les autres classes phonémiques.
- Essayer d'optimiser le nombre de systèmes pour diminuer le temps d'exécution.

## REFERENCES

- [ALC 98] R. Alcala, J. Casillas, O. Cordon, F. Herrera, Approximate Mamdani-type Fuzzy Rule-Based Systems : Features and Taxonomy of Learning Methods, Department of computer Science and Artificial Intelligence, University of Granada, *E.T.S-Ingenieria Informatica*, Spain, 1998.
- [ARO 02] N. Arous, D. Ben Ayed, N.Ellouze, Approches neuronale et floue pour la classification phonétique, *Deuxièmes journées Scientifiques des Jeunes Chercheurs en Génie Electrique et Informatique*, Tunisie, 2002.
- [ARO 03] N. Arous, N. Ellouze, Etude des paramètres d'un classifieur à apprentissage non supervisé pour la reconnaissance phonémique de la parole continue multilocuteur, *international conference, SETIT*, Sousse, Mars 2003.
- [BAB 95] R. Babuska, H. B Verbruggen, A New Identification Method for Linguistic Fuzzy Models, *Proc of FUZZ IEEE'95*, Yokohama, Japan, March 1995, pp 905-912.
- [BAN 95] H. Bandemer and S. Gottwald, *Fuzzy sets, fuzzy logic, fuzzy methods with applications*, Wiley, 1995.

- [BEN 01] D. Ben Ayed, Rules Extractions by Fuzzy Subtractive Clustering for Phonemes Classification, *Smart Systems and Diveces, Tunisian-German-Conference*, Tunisie, 2001, p 409-412.
- [BOU 95] B. Bouchon-Meunier, *La logique floue et ses applications*, Addison-Wesley, SA, France, 1995.
- [JAN 92] R. Jang, Neuro-fuzzy modeling: architecture, analyses and applications, PhD thesis, Dep. of Electrical Engineering and computer Science, University of California, Berkeley, 1992.
- [JAN 93] R. Jang, ANFIS: Adaptative-Network-Based Fuzzy Inference System, *IEEE Trans.on Systems, Man and Cybernetics*, J.S., 1993.
- [JEA 94] J. Jean-françois, *Les réseaux de neurones: principes et definitions*, Edition Hermes, Paris, 1994, p 68-89.
- [KOM 92] Y. Komori, A neural fuzzy training approach for continuous speech recognition improvement, ART Interpreting Telephony Research Laboratories Seikacho, Soraku-gun, Japan. *IEEE92*, p1-4.
- [NAK 97] Y. Nakoula, Apprentissage des modèles linguistiques flous par jeu de règle pondérée, thèse électronique- électrotechnique- automatique, Ecole Supérieure d'Ingénieurs d'Annecy, 1997.
- [OUN 03] K. Ouni, N. Ellouze, Application des techniques de paramétrisation sur la base de sons TIMIT au vue d'une reconnaissance robuste de la parole , *Sciences of Electronics, Technology of Information and Telecommunications (SETIT)*, Tunisie, 2003.
- [YVE 99] P. Yves Glorennec, *Algorithmes d'apprentissage pour systèmes d'inférence floue*, Hermes Science Publications, France, 1999.