

Un Système Expert Connexionniste pour la Reconnaissance de la Parole

H. Bahi¹

M. Sellami¹

¹ Laboratoire LRI

Département d'informatique-Université de Annaba-Algérie

bahi_halima@hotmail.com

sellami@lri-annaba.net

Résumé

Une des innovations récentes en intelligence artificielle (IA) est l'intégration de ses multiples techniques dans des systèmes dits systèmes hybrides intelligents. Une des hybridations les plus utilisées est l'intégration neuro-symbolique. Nombre de recherches dans ce contexte s'orientent vers l'intégration des réseaux de neurones et des systèmes experts. En particulier, nous nous intéressons aux systèmes experts connexionnistes (CES pour Connectionist Expert System) introduits par S. I. Gallant [11].

Gallant définit un CES comme étant un système expert implanté au travers d'un réseau de neurones, qui de ce fait en plus de sa puissance calculatoire, hérite de la richesse sémantique du système expert. Dans un tel système chaque neurone possède une signification symbolique.

Dans le travail que nous présentons, nous proposons un CES dédié à la reconnaissance de la parole. Il s'agit d'un perceptron multi-couches (MLP pour Multi Layer perceptron) ; où la couche d'entrée représente le niveau acoustique, la couche cachée le niveau phonétique et la couche de sortie représente le niveau lexical.

Mots Clef

Reconnaissance de la parole, système hybride, système expert connexionniste, MLP, quantification vectorielle

Abstract

One innovation in artificial research is the integration of multiple artificial intelligent techniques into hybrid intelligent systems. Some researches in this area deal with the integration of expert systems and neural networks. In particular, we are interested by the connectionist expert system (CES) introduced by Gallant [11], it consists on an expert system implemented throughout a multi-layer perceptron(MLP). In such network each neuron has a symbolic significance. This will overcome one of the difficulties encountered when we

built an MLP, which is how to find the appropriate network configuration.

In this paper, we present a CES dedicated to the Arabic speech recognition. So, we implemented a neural network where the input neurons represent the acoustical level, they were defined using the vector quantization techniques. The hidden layer, represents the phonetic level, and according the Arabic particularities, the used phonetic unit is the syllable. Finally, the output neurons stand for the lexical level, since they are the vocabulary words.

Keywords

Speech recognition, hybrid system, connexionist expert system, MLP, vector quantization

1 Introduction

L'intelligence artificielle continue de connaître des développements importants dans le domaine de la modélisation des processus cognitifs. Un des axes intéressants de ces développements est l'orientation vers des approches hybrides qui incorporent plusieurs paradigmes dans le même système. Parmi ces paradigmes l'intégration neuro-symbolique constitue une voie principale de la complémentarité entre les deux approches neuronale et symbolique, essayant ainsi de trouver des solutions aux inconvénients et limites de chacune d'entre elles et d'apporter des résultats satisfaisants à des problèmes complexes du monde réel.

Dans cette optique, de nombreuses recherches traitent de l'intégration des systèmes experts et des réseaux de neurones [6,16,18,20,21,22]. En particulier, nous sommes intéressés par les systèmes experts connexionnistes introduits par Gallant [11].

Gallant définit un CES comme étant un système expert implanté au travers d'un réseau de neurones, qui de ce fait en plus de sa puissance calculatoire, hérite de la richesse sémantique du système expert. Dans un tel système chaque neurone possède une signification

symbolique, et la propagation de l'activation d'un niveau à un autre reproduit les règles de production.

Nous présentons dans ce papier, un système expert connexionniste dédié à la reconnaissance de la parole Arabe, ceci car les réseaux de neurones ont déjà donné de bons résultats en reconnaissance automatique de la parole, mais que la tendance est de les combiner avec d'autres approches, pour dépasser certaines de leur limitations [12].

Notre MLP, est en fait une base de connaissance, où les neurones d'entrée représentent des traits acoustiques, les neurones cachés sont les syllabes impliquées dans le vocabulaire et les neurones de sortie sont les mots du vocabulaire.

Le papier est structuré comme suit, dans la deuxième section, nous donnons une brève introduction aux systèmes hybrides et en particulier les CES. Dans la section 3, nous décrivons globalement notre approche. Dans la section 4, nous présentons les éléments relatifs à l'extraction des règles de classification. Dans la section 5, nous donnons la topologie du réseau de neurones. En section 6, une discussion est faite sur la base des résultats obtenus. Finalement, une conclusion termine le papier.

2 Système expert connexionniste

2.1 Les systèmes hybrides système expert-réseau de neurones

Les différentes approches d'intégration essaient d'incorporer plusieurs paradigmes dans le même système. Collectivement ces systèmes sont appelés des systèmes intelligents artificiels hybrides. Parmi ces approches l'intégration système expert / réseau de neurones constitue la principale voie de complémentarité entre les approches neuronales et symboliques.

Plusieurs classifications des modèles d'hybridation furent proposées. Mais ces modèles sont globalement regroupés en deux catégories les modèles transformationnels et les modèles couplés [17].

- Dans les modèles transformationnels (translationnels selon [14]), les systèmes experts peuvent être transformés en des réseaux de neurones et inversement. La transformation du système expert en un réseau de neurones est la plus utilisée. Dans ce cas, la connaissance issue du système expert sert à produire les conditions initiales et l'ensemble d'apprentissage du réseau de neurones.
- Dans les modèles couplés, l'application est constituée de deux composants séparés, qui peuvent s'échanger leur connaissances. Les réseaux de neurones peuvent être utilisés comme composants de pré-traitement pour les systèmes experts. Les

systèmes experts peuvent préparer les données pour les réseaux de neurones et contribuer à la détermination de la configuration du réseau. Les plus répandus des systèmes fortement couplés sont les systèmes experts connexionnistes [22].

2.2 Les systèmes experts connexionnistes

Une des concrétisations de l'intégration sus-citée est le système expert connexionniste proposé par S. I. Gallant [11]. Il consiste en un système expert implanté au travers d'un perceptron multi - couches. Gallant fut le premier à décrire un système qui combine les connaissances expertes du domaine avec l'apprentissage neuronal [22]. Un CES a communément les propriétés suivantes :

Chaque neurone a une signification ,
Le réseau est construit en utilisant les relations de dépendances,
Les poids positifs traduisent un renforcement, tandis que des liens négatifs reflètent une inhibition,
Les valeurs en entrée sont discrètes, habituellement - 1, 0, 1 ou 0,1 qui sont représentatives de vrai, faux ou inconnue.

Voici, un exemple de CES traitant du problème du diagnostic médical [17]. Les neurones de l'entrée représentent les symptômes, ils seront présents, absents (tels que : température, pression artérielle, ...) ou pas encore connus (tel que pour les analyses sanguines, ...).

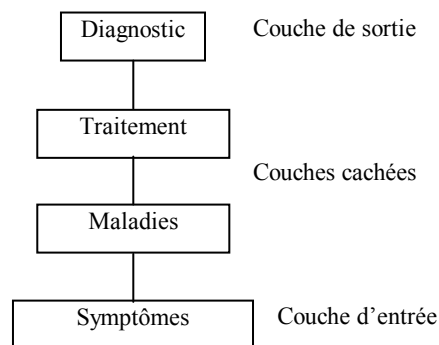


Fig. 1. Un CES pour le diagnostic médical

Ce système est un réseau de neurones dont le fonctionnement peut être assimilé à un moteur d'inférence, car la progression d'une couche à une autre modélise les règles de production d'un moteur d'inférence.

3 Un système expert connexionniste pour la reconnaissance de la parole Arabe

Les réseaux de neurones furent largement utilisés avec succès en reconnaissance de formes, et en reconnaissance de la parole en particulier, ceci grâce à leur capacités d'apprentissage, de généralisation et de classification [7].

La topologie des réseaux de neurones la plus utilisée étant le perceptron multi-couches.

Il est communément convenu que, la difficulté dans l'utilisation des réseaux de neurones réside en la manière de configurer convenablement le réseau, et d'initialiser correctement les connexions entre neurones du réseau. Ceci, nous a encouragé à suivre la démarche symbolique que propose Gallant pour la construction de notre MLP.

Les neurones de sortie représentent les mots du vocabulaire, ce sont les dix chiffres de l'Arabe : c'est ce que nous considérons comme le niveau lexical. D'autre part, en prenant en considération les caractéristiques structurelles de l'Arabe [3,10], nous avons choisi de segmenter le mot en syllabes. Ainsi, les neurones de la couche cachée sont les syllabes qui couvrent les variantes phonétiques des chiffres : c'est le niveau phonétique. Quant au niveau acoustique, il est représenté par les neurones d'entrée qui traduisent des caractéristiques acoustiques relatives aux syllabes.

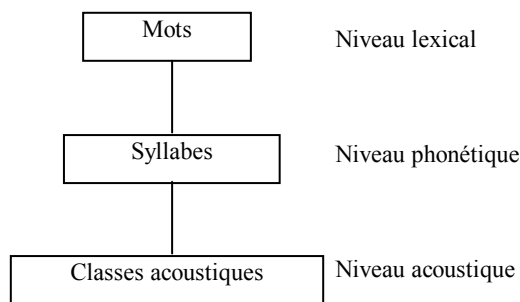


Fig. 2. Architecture du MLP

Notre démarche de reconnaissance s'apparente à une approche basée – connaissance, mais elle est effectivement réalisée par un réseau de neurones.

De ce point de vue, notre travail peut être décomposé en deux étapes. Une première qui consiste à regrouper les des connaissances acoustiques et phonétiques qui serviront à la construction du réseau de neurones, et une seconde étape, dans laquelle le réseau est configuré, il s'agit alors d'effectuer son apprentissage par l'algorithme approprié et de procéder à des tests de reconnaissance.

4 Extraction des règles de classification

4. 1 Détermination des classes acoustiques

Dans une première étape, nous allons déterminer les classes acoustiques relatives à notre vocabulaire. Procéder à une extraction de caractéristiques produirait

une collection de vecteurs acoustiques, mais comme nous avons vu précédemment, dans un CES, seules les valeurs discrètes sont autorisées. Pour obtenir de telles valeurs nous avons eu recours à la quantification vectorielle(Q-V).

4. 1. 1 Extraction de caractéristiques

Considérons un ensemble de prononciations des mots du vocabulaire, que nous appellerons base d'apprentissage, car c'est aussi cet ensemble qui va servir à l'apprentissage du réseau de neurones.

Le signal de chaque mot de cet ensemble est échantillonné à une fréquence de 11025 Hz, ensuite il est segmenté en syllabes et étiqueté.

Pour chaque fichier son (syllabe) ainsi, obtenu sera procédé à une extraction des caractéristiques, selon les étapes suivantes[1,2,19].

- Filtrage : le signal numérisé, est traité par un réseau de premier ordre pour aplatir le spectre du signal, soit, $\tilde{s}(n) = s(n) - a \cdot s(n-1)$, $a = 0,95$
- Regroupement dans des trames : des sections de N échantillons consécutifs du signal sont bloqués dans une seule trame ($N = 512$). Les trames sont espacées par M échantillons ($M = 256$)
- Fenêtrage des trames : chaque trame est pondérée par une fenêtre de Hamming dont l'expression est la suivante :

$$W(n) = 0,54 - 0,46 \cdot \cos(2\pi n / N),$$
i.e., $\xi_t(n) = x_t(n) \cdot W(n)$, $0 \leq n \leq N - 1$
- Analyse d'auto-corrélation : chaque trame pondérée est auto-correlée pour donner un ensemble de P+1 vecteurs, où P est l'ordre de la LPC désirée :

$$\text{Soit, } R_t(m) = \sum_{n=0}^{N-M} \xi_t(n) \cdot \xi_t(n+m), \quad 0 \leq m \leq P,$$

$$P = 8.$$

Analyse LPC (Codage Prédicatif Linéaire) / Cepstre : pour chaque trame, un vecteur de coefficients LPC est calculé à partir du vecteur d'auto-correlation en utilisant la méthode de Levinson [8].

Un vecteur cepstral dérivé LPC est calculé avec Q composantes, tel que $Q > P$, $Q = 12$ [1,2,19].

- Pondération Cepstrale : le vecteur cepstral de Q coefficients $c_t(m)$ à l'instant trame t est pondéré par une fenêtre $W_c(m) = 1 + Q / 2 \cdot \sin(\pi \cdot m / Q)$, soit, $\hat{c}_t(m) = c_t(m) \cdot W_c(m)$, $1 \leq m \leq Q$

- f. Delta Cepstrum : La dérivation dans le temps de la séquence de vecteurs pondérés est approchée par un polynôme orthogonal de premier ordre tout au long d'une fenêtre de $2.K + 1$ trames centrées au tour du vecteur courant, on prend $K = 2$, donc 5 trames sont utilisées pour calculer la dérivation. La dérivation Cepstrale (le vecteur delta Cepstrum) est calculée comme suit :

$$\Delta \hat{c}_t(m) = \left[\sum_{k=-K}^K k \hat{c}_{t-k}(m) \right]. G, \quad G = 0,375 ; 1 \leq m \leq Q.$$

Le vecteur acoustique V_t est obtenu par concaténation des vecteurs cepstraux pondérés et le vecteur delta Cepstrum pondéré correspondant, soit, $V_t = \{\hat{c}_t(m), \Delta \hat{c}_t(m)\}$; $1 \leq m \leq Q$.

Dans la seconde étape du travail à savoir pendant les phases d'apprentissage du réseau et de reconnaissance, c'est le signal du mot en entier qui est analysé de la même manière.

4. 1. 2 La quantification vectorielle

Etant donné un ensemble de vecteurs, la quantification vectorielle permet de les regrouper en M régions distinctes de l'espace de représentation ; M appelé taille du dictionnaire, sera choisi selon les spécificités du problème à résoudre.

Chacune des régions est représentée par un vecteur prototype qui est le centroïde de la classe, c'est aussi une entrée du dictionnaire.

Cette étape est très importante dans notre travail et a suscité beaucoup d'essais, car c'est à partir du choix des classes acoustiques disjointes et de leur nombre que va dépendre la pertinence de notre classification en syllabes basée sur les traits acoustiques. Nous avons choisi de fixer ce nombre à 32 [4,5].

Notre approche consiste en cette première phase à considérer tous les vecteurs acoustiques issus de l'analyse des fichiers syllabes de la base d'apprentissage. Nous essayons de les regrouper en des classes disjointes, en utilisant l'algorithme LBG, une variante du k-means [15]. Les prototypes que nous obtenons représentent des traits acoustiques des syllabes arabes que nous considérons, et sont les entrées du dictionnaire (codebook). Il y'a donc 32 entrées du dictionnaire et nous considérons 29 syllabes.

4. 2 La syllabe : l'unité de la décision

La parole Arabe a la particularité de présenter peu de voyelles, peu de consonnes et une structure régulière de syllabes [3,10,13]. Les syllabes pourraient aussi être traitées facilement et ont un statut linguistique bien défini [8]. Ces éléments, et le fait, qu'en Arabe, on ne

peut construire dans la presque totalité des cas, qu'un seul mot avec un ensemble bien défini de syllabes, ont motivé notre choix pour considérer la syllabe comme l'unité de modélisation du niveau phonétique.

Voici les cinq formes possibles d'une syllabe arabe comme présentées dans [10]. Dans cette représentation C, signifie consonne, V voyelle courte et VV voyelle longue. Les quatre premiers modèles apparaissent en position initiale, médiane ou finale. Le cinquième modèle, apparaît seulement en position finale ou isolé.

CV /bi / (avec)

CVC /sin / (dent)

CVV /maa / (pas)

CVVC /baab / (porte)

CVCC /sifr / (zéro)

Nous avons dégagé à partir de notre vocabulaire 29 syllabes qui couvrent la majorité des variantes phonétiques des chiffres arabes. Les classes, que nous dégageons à l'issue de la Q-V, caractérisent par leur présence une syllabe donnée.

4. 3 Les règles de la classification

Notre réseau de neurones est dédié à un problème de classification, mais son architecture doit refléter des règles de production pour un moteur d'inférence. Il faudrait donc définir sous formes de règles les relations entre les neurones d'entrée et les neurones cachés d'une part, et les neurones cachés et les neurones de sortie d'autre part.

Les règles qui relient la couche de sortie à la couche cachée sont intuitives et faciles à dégager, ce sont des règles qui permettent l'assemblage des syllabes en des unités plus larges que sont les mots :

Si Conjonction_Syllabes Alors Mot_à_Reconnaitre

Soit par exemple,

a) Si (waa et hid) Alors waahid

Le chiffre "waahid" (un) ici est composé de 2 syllabes.

b) Si (waa et hi et dun) Alors waahid

Le chiffre "waahid" ici est composé par 3 syllabes.

Par contre, pour extraire les règles qui relient la couche d'entrée à la couche cachée, il a fallu procéder à de nombreux essais. Cette phase fût encore plus longue et fastidieuse, que celle de la Q-V où il fallait dégager les prototypes les plus représentatifs.

Il s'agit de dégager les classes acoustiques reliées à chacune des syllabes de notre réseau, et ceux en faisant référence au dictionnaire construit précédemment. Cette tâche fut effectuée de manière manuelle. Les règles sont de la forme :

Si Conjonction_Classes Alors Syllabe_à_Reconnaître

Voici, quelques exemples de règles que nous avons pu dégager :

Si C_5 et C_8 et C_9 et C_{14} et C_{15} et C_{20} et C_{22} et C_{24} et C_{25} et C_{27} et C_{28} et C_{30} alors waa

Si C_5 et C_9 et C_{10} et C_{11} et C_{12} et C_{20} et C_{24} et C_{27} et C_{30} et C_{31} alors naan

Si C_5 et C_9 et C_{11} et C_{12} et C_{13} et C_{14} et C_{15} alors ?ar

Si C_1 et C_2 et C_7 et C_{12} et C_{19} et C_{20} et C_{28} et C_{30} alors γ am

Si C_8 et C_{10} et C_{11} et C_{14} et C_{15} et C_{16} et C_{24} et C_{30} alors tis

Où /waa /, /naan /, et / ?ar /,... sont des syllabes de l'Arabe qui représentent des neurones de la couche cachée.

5 Le réseau de neurones

5.1 Topologie du réseau

Le réseau de neurones est un perceptron multi-couches classique, où :

la couche d'entrée contient 32 neurones, dont les entrées sont soit 1, soit 0,

La couche cachée contient 29 neurones,

La couche de sortie contient 10 neurones, car on ne fait pas de distinction à la reconnaissance des variantes phonétiques. On reconnaît le mot quelle que soit sa prononciation. Il est évident que si la transcription du mot devait être voyellée, il faudrait prévoir un neurone de sortie pour chaque prononciation.

Les règles de production précédentes serviront à initialiser les connexions. Des dépendances directes entre les neurones sont concrétisées par des connexions mises à 1.

Une fois la topologie du réseau défini, nous procédons à l'apprentissage du réseau de neurones comme pour un MLP classique. Toutefois, au lieu d'utiliser l'algorithme de propagation de l'erreur, nous allons utiliser celui

préconisé et proposé par Gallant à cet effet : l'algorithme Pocket [11].

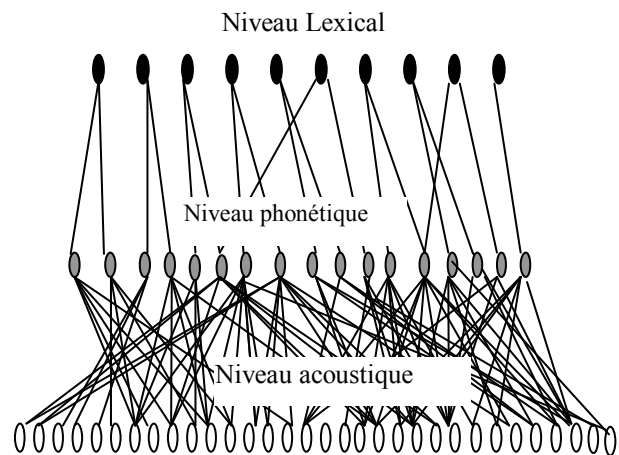


Fig. 3. Un réseau de neurones basé règles

5. 2 L'algorithme d'apprentissage

De nombreux algorithmes ont été proposés dans la littérature pour l'apprentissage d'un MLP, le plus connu est l'algorithme de rétro-propagation de l'erreur du gradient [7]. Mais, Gallant, suggère l'utilisation d'un autre algorithme qu'il pense convenir mieux à la particularité des CES : c'est l'algorithme Pocket [11].

L'algorithme Pocket (vient de poche) est une modification de la règle du perceptron. Il met les meilleurs poids de côté (dans une poche « pocket »), tandis que l'apprentissage continue. De ce fait, les poids ne sont changés que si un meilleur vecteur de poids est rencontré [9]. Voici son principe :

Pour un neurone u donné ; soit $\{E^k\}$, l'ensemble des activations des exemples d'apprentissage et soit $\{C^k\}$ les activations correctes correspondantes. $\{C^k\}$ prend les valeurs $\{+1, -1\}$ et $\{E^k\}$ prend les valeurs $\{+1, -1, 0\}$. $E_0^k = +1$, et w_0 est le seuil calculé pour le neurone. Etant donné P le vecteur de poids, et w^* les vecteurs de poids pocket, l'algorithme procède comme suit :

1. Initialiser P au vecteur 0
2. Soit P le vecteur courant de poids, choisir aléatoirement un exemple de E^k ,
3. Si P classe correctement E^k
i.e. $\{P \cdot E^k > 0 \text{ et } C^k = +1\}$
ou bien $\{P \cdot E^k < 0 \text{ et } C^k = -1\}$
Alors Si l'exécution de la classification avec P est meilleure qu'avec w^*
Alors remplacer les poids pocket w^* par P
Sinon Former un nouvel ensemble de poids
 $P' = P + C^k E^k$
4. Aller à 2)

5. 3 La phase de reconnaissance

En phase de reconnaissance, le mot à reconnaître est analysé selon la méthode précédemment décrite. Ensuite, chacun des vecteurs acoustiques v_j du signal est comparé aux vecteurs centroides c_i . Le vecteur v_j est remplacé par le vecteur c_b qui le représente au mieux au sens d'une mesure de distorsion : $d(v_j, c_b) = \min (d(v_j, c_i))$.

6 Discussion

En phase de test, nous atteignons un taux de reconnaissance de 97.86 %, ce résultat est déjà meilleur que celui obtenu avec un nombre de variantes phonétiques des syllabes qui est inférieur (10) [5], mais il reste encore à l'améliorer. Toutefois, notons que : Premièrement, l'effort consenti pour établir la configuration du réseau est grandement réduit et que les poids du réseau sont définis en accord avec les connaissances du domaine.

Deuxièmement, nous remarquons une augmentation du taux de reconnaissance par rapport à des tests que nous avons préalablement effectué avec un MLP classique en considérant le même corpus de d'apprentissage et de test, et où le taux avoisinait 94%.

D'un autre côté, Towell [22] a montré que, "les dépendances non spécifiées au départ ne peuvent jamais être découvertes", donc des améliorations du côté de l'initialisation des poids et de l'algorithme d'apprentissage pourraient certainement accroître le taux de reconnaissance.

7 Conclusion

Il est très intéressant de se baser sur des connaissances du domaine pour guider la création du réseau donnant ainsi une signification à chaque neurone et une interprétation à chaque connexion, ceci limite le nombre de connexions de façon significative ce qui optimise considérablement l'espace machine et le temps machine, en particulier en phase d'apprentissage. Ceci représente un apport considérable comparativement aux réseaux de neurones classiques.

Un autre aspect émerge dès que l'on considère l'approche basée connaissance, il est lié à la phase de reconnaissance. En effet, en phase de reconnaissance, un mot peut être reconnu et bien classé, ou bien reconnu mais mal classé, ce qui pose alors la question de fiabilité du système, et l'aspect explicabilité du raisonnement revêt alors toute son importance. Cet aspect fait défaut aux modèles connexionnistes mais, il est parfaitement présent dans les systèmes experts, et peut tout à fait ressortir dans les systèmes experts connexionnistes.

Bibliographie

- [1] H. Bahi, A. Benouareth, M. Sellami, "Application des HMM pour la reconnaissance de la parole Arabe", Proceeding de la conférence Maghrébine MCSEAI'2000, pp :379-388, Fès, Maroc, 2000.
- [2] H. Bahi, M. Sellami, "Combination of vector quantization and hidden Markov models for Arabic speech recognition", Proceedings ACS/IEEE International conference on computer systems and applications, pp:96-100, Beirut, Liban, 2001,.
- [3] H. Bahi, M. Sellami, "An acoustical based approach for Arabic syllables recognition", workshop on software for the Arabic language, AICCSA'2001, Beirut, Liban, 2001.
- [4] H. Bahi, M. Sellami, "A hybrid approach for speech recognition", IAPR/International Conference on Signal and Image Processing ICISP'03, Agadir, Maroc, pp:362-367, 2003.
- [5] H. Bahi, M. Sellami, "A hybrid approach for Arabic speech recognition", ACS/IEEE conference AICCSA'03, pp : 107, Tunis, Tunisie, 2003,.
- [6] O. Boz, "knowledge integration and rule extraction in neural networks", Université de Lehigh, 1995. www.leigh.edu/~0b00/integrated/paper.html.
- [7] C.M. Bishop "Neural networks for pattern recognition", Clarendon Press, Oxford, 1995.
- [8] Calliope, "La parole et son traitement automatique", ed. Masson, 1989
- [9] C. Campbell, "Learning beyond saturation", citeseer.nj.nec.com/85043.html
- [10] S. H. El-ani, "Arabic phonology, An acoustical and physiological investigation", Université de l'Indiana, 1989
- [11] S. I. Gallant, "Connectionist Expert Systems", Communications of the ACM, Vol. 31, N°2, pp:152-169, 1988.
- [12] J. P. Haton, "Les modèles neuronaux et hybrides en reconnaissance automatique de la parole : état des recherches ». Rapport du CRIN/INRIA, France. www.bibliotheque.refer.org/html/parole/haton/haton.htm.
- [13] M. Harkat, "Les sons et la phonologie", ed. Dar el afaq, Alger, 1993.
- [14] M. Hilario, "An overview of strategies for neuro-symbolic integration", dans Connectionist –symbolic integration : from unified to hybrid approaches. Ed. Ron Sun, Chapitre 2, Kluwer Academic Publishers, 1996.
- [15] Y. Linde, A. Buzo, R. M. Gray, "An algorithm for vector quantizer design", IEEE transactions on Computer, N°36, pp : 84-95, 1980
- [16] R. Louie, "Hybrid Intelligent Systems Integration into Complex Multi-Source Information systems", Thèse de Master, MIT, 1999.
- [17] L. R. Medsker, "Hybrid neural network and expert systems", Kluwer academic publishers, 1995.

- [18] B. Orsier, "Etude et application de systèmes hybrides neuro-symboliques", Thèse de Doctorat, Université Joseph Fourier, 1995.
- [19] L. Rabiner, B. Hwang, "Fundamentals of speech recognition", Prentice Hall, 1993.
- [20] J. Sima, "Neural expert systems", journal of neural networks, Vol. 8, N° 2, pp : 261-271, 1995.
- [21] J. Sima, "Review of integration strategies in neural hybrid systems", citesser.nec.nj.com/
- [22] G. G. Towell, "Symbolic knowledge and neural networks : Insertion, Refinement and extraction", Thèse de doctorat, Université du Wisconsin, Madison, 1991.

