

# Reconnaissance hors ligne des chiffres manuscrits isolés par l'approche Neuro-Génétique

*KROUCHI Ghizlaine\*, DJEBBAR Bachir*

*Faculté des Sciences, Département d'Informatique.*

*Université des Sciences et de la Technologie d'Oran Mohamed Boudiaf*

*\*benghizlaine@gmail.com*

## Introduction

La reconnaissance hors ligne de l'écriture manuscrite présente un intérêt indéniable dans l'accomplissement des tâches fastidieuses comme celles que l'on trouve dans certains domaines : le tri postal, la lecture de chèques bancaires, la lecture des bordereaux... Les premières études sur la reconnaissance de l'écriture manuscrite, antérieures aux années 1980, tentaient de généraliser les résultats obtenus pour l'écriture imprimée.

Les algorithmes génétiques (AG) sont dérivés des facultés de la nature à s'adapter à l'environnement en évoluant par sélection et reproduction. Les réseaux de neurones sont aussi une manière simplifiée de simuler les capacités des organismes vivants à s'adapter à leur environnement par apprentissage. Simplement parce que la nature fonctionne ainsi, elle a été source d'inspiration de beaucoup de travaux sur l'hybridation des réseaux de neurones (NN) avec des algorithmes génétiques tel que [Suen,02], [MARC,04], [Chen,02], [Ales,02] et [Oliv,04].

## Algorithme d'apprentissage

L'apprentissage du réseau est composé de deux grandes étapes : une initialisation effectuée par les AGs suivie d'une étape d'apprentissage réalisée par l'algorithme de rétro-propagation du gradient.

### 1.1 Apprentissage par les algorithmes génétiques

La première étape pour permettre la manipulation du NN par un AG est de définir sous quelle forme au sens structure de données, l'AG verra le NN en tant qu'individu d'une population. Considérons un réseau ayant trois couches de neurones avec 20 neurones en entrée relatives au vecteur de caractéristiques obtenu par la technique des moments de Zernike, quatre vingt en couche cachée, et dix en sortie relatives au nombre de classes de chiffres (0,1,2,3,4,5,6,7,8,9).

L'adaptation d'un individu (appelée fitness) décrit l'adéquation de celui-ci à son environnement. On estime que l'apprentissage est d'autant meilleur que le NN à une faible valeur, l'adaptation de l'individu sera donc l'erreur quadratique moyenne [Arri,06].

$$E = \frac{1}{2}(d_i - a_i)^2$$

où  $d_i$  désigne la sortie désirée du neurone  $i$  et  $a_i$  la sorties calculée du MLP. On définit ensuite la fonction de fitness de chaque chromosome comme suit :

$$G = \left(1 - \frac{\sum E}{N}\right)^2.$$

La méthode de sélection utilisée est Roulette Biaisée. Le croisement est un croisement à un point de coupure. La mutation est de type classique avec un choix aléatoire de bits à muter.

### **1.1 Apprentissage classique**

Cette étape est basée sur la descente du gradient d'erreur quadratique moyenne commise par le réseau MLP. Après avoir calculé l'activation en avant des neurones des différentes couches, l'erreur  $E = \frac{1}{2}(d_i - a_i)^2$

est ensuite rétro propagée dans le sens inverse de l'activation pour pouvoir calculer, pour chaque neurone, sa contribution dans cette erreur suivant sa valeur d'activation.

On apporte ensuite des corrections aux différents paramètres du réseau : les poids, les seuils et les paramètres des fonctions d'appartenances.

## **Résultats Expérimentaux**

Comme nous avons indiqué précédemment le but de ce travail et l'amélioration de l'apprentissage d'un classifieur neuronale d'un système de reconnaissance hors lignes par l'application de l'algorithme génétique. Pour cette raison nous avons comparé les performances du classifieur neuronal classique et le classifieur neuro-génétique.

### **2.1 Base de données**

Dans cette étude nous nous concentrons sur la classification des caractères isolés dans le cas de la reconnaissance hors ligne, on a construit une base de chiffres arabes manuscrits de '0' à '9' de 600 caractères pour le développement et l'évaluation des performances du classifieur. Les images de caractères sont obtenus à travers un scanner, puis traité afin d'éliminer les effets de bruits, et finalement binarisés afin d'extraire un vecteur de caractéristiques représentant chaque caractère, ce dernier est obtenu par la technique des moments de Zernike.

## 2.2 Performances du classifieur neuronal classique

Notre système de classification nous a permis d'obtenir un taux de reconnaissance de 87.51% avec un perceptron multicouche.

## 2.3 Performances du classifieur Neuro-Génétique

Nous avons réalisé le même classifieur que le précédent (architecture, paramètres d'entrées) et nous avons remplacé la technique de la rétro propagation par la méthode génétique.

Notre système de classification nous a permis d'obtenir un taux de reconnaissance de 97.1%.

classe	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9
0	100	0	0	0	0	0	0	0	0	0
1	0	98	1	0	1	0	0	1	1	0
2	0	0	98	1	0	0	0	0	4	0
3	0	0	0	97	0	0	1	0	0	2
4	0	0	0	0	99	0	0	0	1	0
5	0	1	0	1	0	100	3	0	0	1
6	0	0	0	0	0	0	93	0	0	0
7	0	1	0	0	0	0	0	96	1	0
8	0	0	1	1	0	0	0	3	93	0
9	0	0	0	0	0	0	3	0	0	97
%	100%	98%	98%	97%	99%	100%	93%	96%	93%	97%

**Figure 1** : La matrice de confusion (ensemble d'apprentissage)

Comparaison des résultats :

Nous avons comparé notre travail aux travaux existants dans la littérature, comme nous le montre le tableau suivant :

Auteurs	Taux MLP	Taux MLP-AG
Robert Sabourin, 1999 (Université du Québec) [Sabo,99]	95 %	96.33 %
GUILLAUME TREMBLAY, 2004 (Montréal) [Guil, 04]	95.27 %	96.82 %
Notre Contribution, 2008 (USTO) [Krou,08]	87,51 %	97,1 %

## **Conclusion :**

Par simple comparaison de nos résultats (MLP/MLP-AG) nous remarquons que la reconnaissance par un classifieur neuro-génétique est beaucoup plus satisfaisante par rapport au classifieur neuronal classique. Cette méthode neuro-génétique permet au classifieur des chiffres manuscrits isolés lors de l'apprentissage d'éviter les minima locaux, ce qui constitue un avantage de taille. Comme perspectives nous souhaitons d'élargir la base de données en prenant en compte les lettres, afin de réaliser un système de reconnaissance plus générique.

## Références :

1. [Ales,02] Alessandro I. Koerich (2002), thèse de doctorat “large vocabulary off-line handwritten word recognition”, Université du Québec, Montreal, august.
2. [Chen,02] Cheng-Lin Liu, Hiroshi Sako, Hiromichi Fujisawa (2002), “Performance evaluation of pattern classifiers for handwritten character recognition”, *International journal on document analysis and recongnition IJDAR* 4: 191–204.
3. [MARC,04] MARCELO NEPOMOCENO KAPP (2004), thèse de master, “Reconhecimento de Palavras Manuscritas Utilizando Redes Neurais Artificiais », Pontificia Universidade Catolica do Parana, Curitiba, mars 2004.
4. [Oliv,04] Oliveira, J.J., Jr.; Kapp, M.N.; Freitas, C.O.A; de Carvalho, J.M.; Sabourin, R. (2004); “Handwritten recognition with multiple classifiers for restricted lexicon”, *Computer Graphics and Image Processing*, 2004. Proceedings. 17th Brazilian Symposium on 17-20 Oct. 2004 Page(s):82 – 89.
5. [Suen,02] Il-SeokOh, Ching Y. Suen (2002), “A class-modular feedforward neural network for handwriting recognition”, *the journal of the Pattern Recognition* 35 , 229-244, published by Elsevier Science Ltd. [WBL96] W.B Langton, Adil Quershi, “Genetic Programing,computers using ‘Natural selection’ To generate programs”, lecture notes of a survey, det of computer sciences, university College London,1996.
6. [ARRI,06] DENIS ARRIVAULT(2006), thèse de doctorat « Apport des Graphes dans la Reconnaissance Non-Contrainte de Caractères Manuscrits Anciens », Université de Poitiers, 2006.
7. [GUIL, 04] GUILLAUME TREMBLAY, « Optimisation d’ensembles de classifieurs non paramétriques avec apprentissage par représentation partielle de l’information », mémoire présenté à l’école de technologie supérieur, Université du Québec, Montréal, 16 décembre 2004.
8. [Sabo,99] Robert Sabourin, Ph.D : « Algorithmes Génétiques Hiérarchiques (AGH) Application à l’Optimisation des Réseaux de Neurones Artificiels »,

9. . K.F. Man, K.S. Tang & S. Kwong, GA, Concepts and Design, Springer, 1999.
10. [Krou,08] KROUCHI Ghizlaine, DJEBBAR Bachir: «  
Reconnaissance hors ligne des chiffres manuscrits isolés par l'approche Neuro-  
Génétique», Communication 4<sup>ème</sup> Symposium International Image'2008 (Images  
Multimédias Applications Graphiques et Environnements), 09-10 Novembre  
2008, Université 08 Mai 1945, Guelma – Algérie.