



TROISIEME PARTIE

HYBRIDATION ALGORITHMES GENETIQUES & RESEAUX DE NEURONES

III.3.1 Introduction

Les réseaux évolutionnaires sont des réseaux neuronaux qui utilisent des algorithmes génétiques avec au moins trois finalités principales :

- ✓-l'évolution des poids des connexions neuronales
- ✓-l'évolution de l'architecture du réseau, l'idée étant de remplacer les procédures manuelles d'essais et d'erreurs par un algorithme évolutionnaire ;
- ✓L'évolution des règles d'apprentissage .On cherche alors la règle la mieux adaptée au problème.

Dans la pratique, il est naturellement possible de combiner ces différentes approches .l'algorithme suit typiquement les étapes suivantes :

- 1) construction d'une population de génomes représentant des réseaux.
- 2) décodage des génomes et génération des réseaux
- 3) calcul de la fitness de chacun des réseaux .la fonction fitness est basée sur l'erreur total, la durée de convergence, la complexité du réseau, ect.
- 4) si l'objectif (ou le nombre maximum d'itérations)est atteint sortie de l'algorithme
- 5) sélection des individus les meilleurs pour reproduction
- 6) application des différentes opérateurs génétiques pour construire les génomes des descendants
- 7) sélection de la nouvelle génération parmi l'ensemble formé par les populations initiales et descendants et remplacement de la population
- 8) retour à l'étape 2

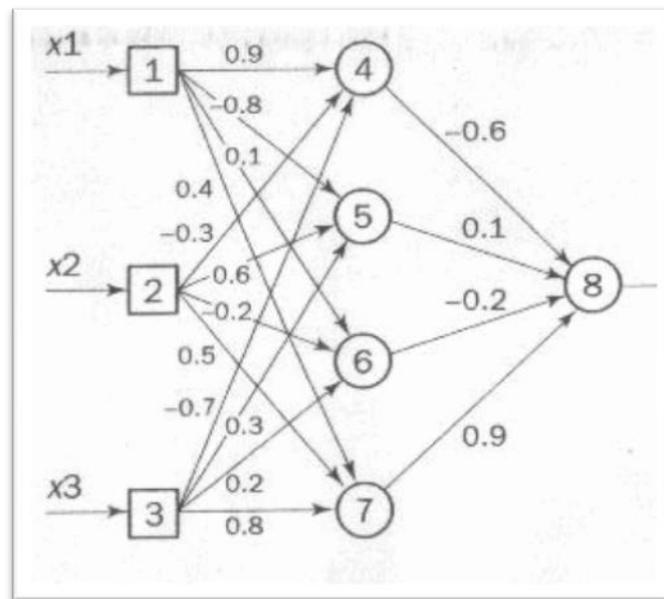
III.3.2 Utilisation des AGS pour une optimisation des poids

(Apprentissage paramétrique)

La partie suivante présente le concept de base d'une technique d'optimisation de poids génétiques [39], [40], [41]



Pour une utilisation des algorithmes génétiques, il faut d'abord représenter le problème comme un chromosome. Par exemple, nous voulons optimiser les poids d'un perceptron multicouche présenté dans la figure III.18



Chromosome:

0.9	-0.3	-0.7	-0.8	0.6	0.3	0.1	-0.2	0.2	0.4	0.5	0.8	-0.6	0.1	-0.2	0.9
-----	------	------	------	-----	-----	-----	------	-----	-----	-----	-----	------	-----	------	-----

Figure III.18 - présentation d'un système neuro-génétique [39]

Dans **la première étape** on va générer Des poids initiaux dans le réseau choisi aléatoirement dans le petit intervalle [-1,1]. Dans ce perceptron, il y a 16 liaisons pondérées entre les neurones. Puisqu'un chromosome est un ensemble de gènes, l'ensemble des poids peut être représenté par un chromosome à 16 gènes, où chaque gène correspond à une liaison simple pondérée dans le réseau. Ce chromosome présente un individu d'une population c.ad une solution proposé à partir d'un ensemble des solutions

Dans **La deuxième étape** on doit définir une fonction d'évaluation (fitness) pour évaluer la performance des chromosomes. Cette fonction doit estimer la performance d'un réseau neuronal donné. Nous pouvons appliquer ici une fonction assez simple définie par la réciproque de l'erreur quadratique

On peut utiliser aussi comme une fonction le taux de classification non correcte

La **troisième étape** on doit appliquer les deux opérateurs des algorithmes génétiques croisement et mutation. Figure III.19 et III.20

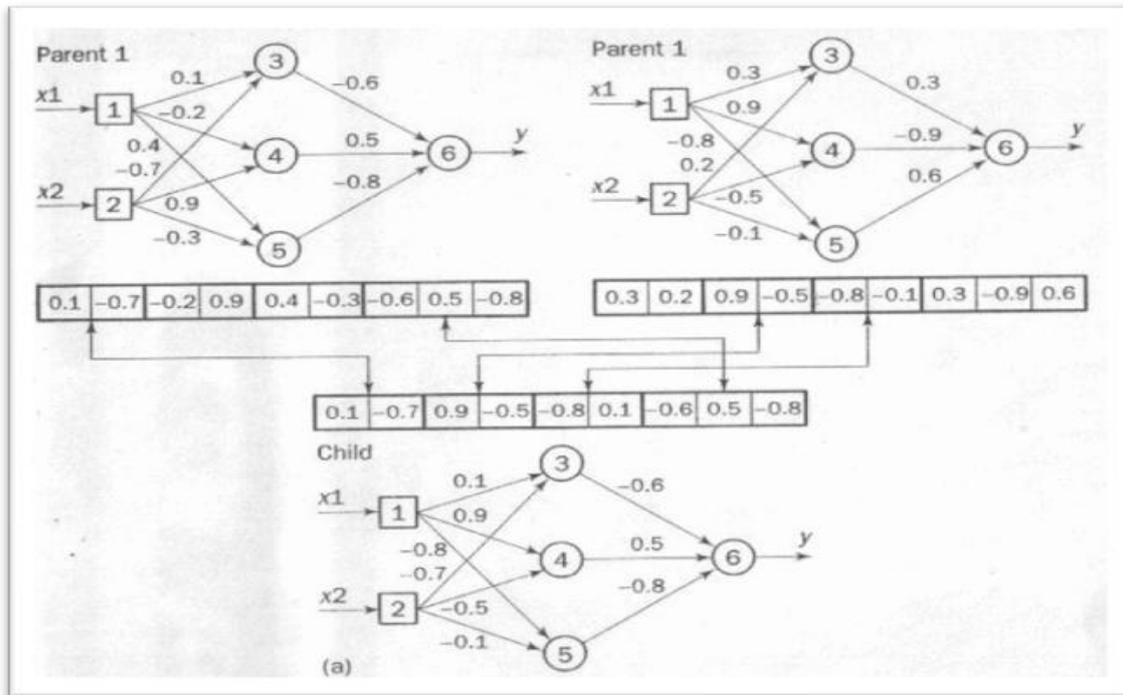


Figure III.19 Opérateur de croisement dans un système neuro-génétique [39]

Un opérateur de mutation choisit aléatoirement un gène dans un chromosome et ajoute une petite valeur aléatoire à chaque poids dans ce gène..

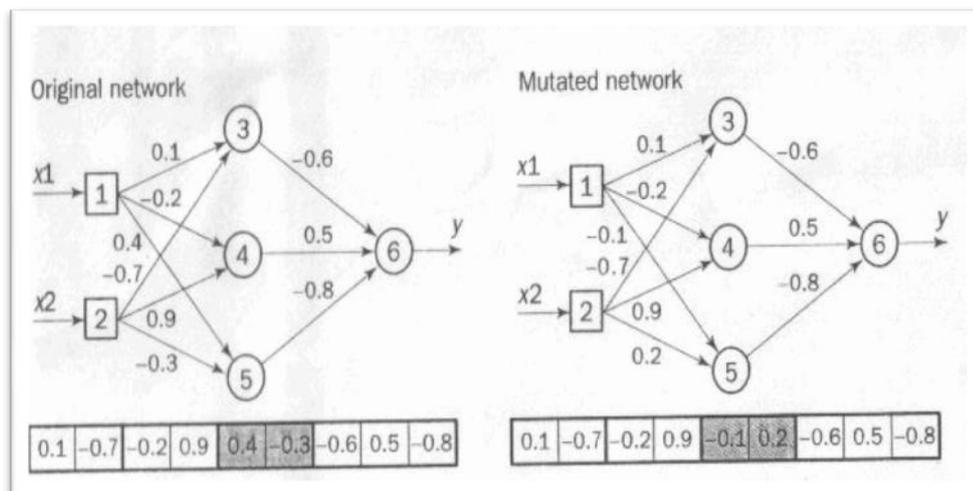


Figure III.20 - opérateur de mutation dans le système neuro-génétique [39]

Maintenant nous sommes prêts à appliquer l'algorithme génétique. Bien sûr, nous devons toujours définir la taille de population, c'est-à-dire le nombre de réseaux avec des poids différents, la probabilité de croisement et de mutation et le nombre de générations



Evolution de l'architecture des réseaux :

L'évolution de l'architecture des réseaux associe à un algorithme génétique qui engendre une population de réseaux et un processus d'apprentissage qui permet d'en évaluer les fitness. On utilise des fonctions complexes pour les architectures de réseaux. Outre l'erreur totale ou la vitesse de convergence, on doit en effet tenir compte de la complexité du réseau (nombre de connexions et de neurones)

La méthode consiste à encoder l'ensemble des caractéristiques du réseau. On peut alors utiliser pour un réseau de N neurones, une matrice carrée de N*N dont les valeurs booléennes spécifient l'(in)existence d'une connexion .le chromosome binaire en découle directement[36]

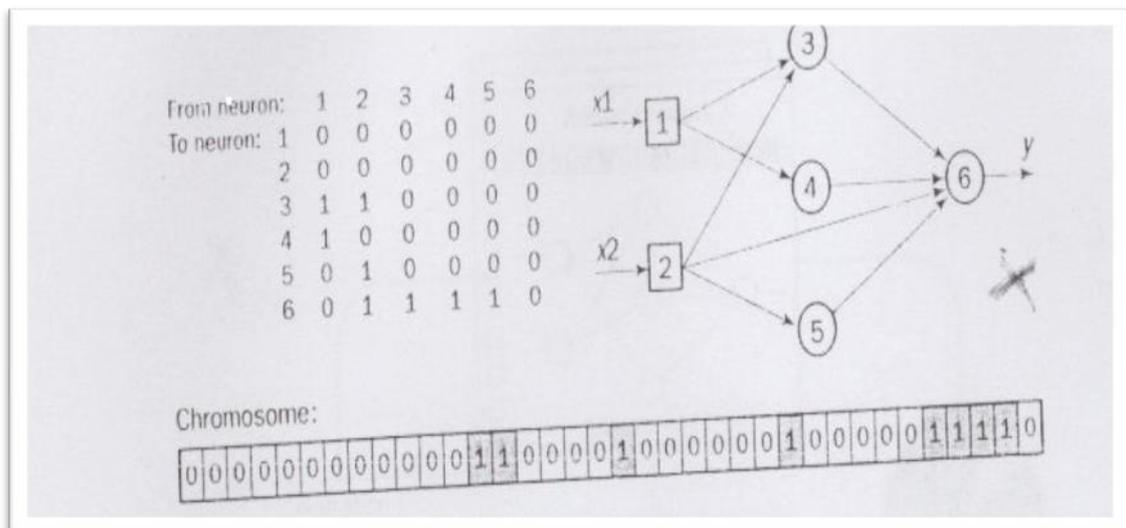


Figure III.21- Système neuro-génétique pour le choix de la topologie [36]

Il est naturellement possible de substituer à la matrice booléenne une matrice réelle .on peut traiter à la fois de l'architecture et de l'apprentissage. [34]

III.3.3 Conclusion

Les RNS peuvent modifier les poids synaptiques et leurs apprentissages classique (rétro-propagation)ou un apprentissage hybride en faisant appel aux AGS.

Dans ce travail nous avons adopté les deux approches



Chapitre IV

RESULTATS & INTERPRETATIONS



IV .1 Introduction

Le diagnostic médical est un processus de classification. L'utilisation de techniques dites intelligentes pour la réalisation de cette classification devient de plus en plus importante.

Même si la décision de l'expert est le facteur le plus important lors du diagnostic, les systèmes de classification fournissent une aide substantielle, car ils réduisent les erreurs dues à la fatigue et le temps nécessaire pour le diagnostic.

Le but d'une classification médicale de pathologies est de rassembler les cas qui ont des similitudes biologiques et qui sont susceptibles de partager certains facteurs étiopathologiques.

L'identification des classes est importante vu qu'elle permet, d'une part de comprendre le processus de la maladie et d'autre part d'instaurer l'approche thérapeutique adéquate. En outre, elle permet de dégager le pronostic global de la maladie.

Plusieurs méthodes de classification comprenant les statistiques, l'intelligence artificielle et les réseaux de neurones ont été utilisées pour l'aide au diagnostic médical [42] [43] [44]

Dans le cadre de ce mémoire ; nous nous sommes intéressés à étudier la performance des réseaux de neurones, leurs hybridations avec les algorithmes génétiques pour la classification du cancer du sein

Après la phase de la classification mono agent, nous avons instauré le principe multi agent comme suit :

Nous avons utilisé quatre agents :

- ✓les trois premiers représenteront les classifieurs neuronales et neuro-génétiques paramétrique et structurel
- ✓le quatrième sera un agent contrôleur Il aura la tâche de rassembler les résultats respectifs des trois agents pour donner le diagnostic final



IV.1.1 Etat de l'art

Plusieurs travaux ont été réalisés dans la littérature pour le diagnostic médical en utilisant les méthodes connexionnistes, évolutionnaires et les approches multi agents.

En ce qui concerne

➤ *L'approche connexionniste*

1/ **Cheng et al.** [46] ont utilisé deux modèles des réseaux de neurones artificiels.

✓ Le premier est un réseau à rétro propagation d'erreur avec une topologie à trois couches.

✓ Le second est un réseau utilisant des fonctions à base radiale.

Le taux de reconnaissance obtenu avec le premier est de **72%**, et avec le second est de **65%**, bien que la démarche est intéressante, le temps d'exécution est long entraînant un sur apprentissage et ceci a donné des résultats faibles.

2/ **Guo et Nandi** [54], (2006), ont proposé un perceptron multicouche (PMC) en tant que classifieur avec l'algorithme de retro propagation d'erreur pour le diagnostic du cancer du sein avec la base de données *WDBC (Wisconsin Diagnosis Breast Cancer)*

ils ont obtenu un taux de classification de **96.21 %**.

3/ **Verma** [45] a proposé un nouvel algorithme d'apprentissage pour les réseaux de neurones appelé **SCNN(Soft cluster neural network)** basé sur la technique de soft clustering pour l'optimisation des poids des réseaux de neurones en utilisant la base de données de mammographie DDSM (Digital Database of Screening Mammography),. Ce système a donnée un taux de classification **94%**

➤ *L'approche évolutionnaire.*

1/ **Zhang et al.** [47] ont employé un algorithme génétique avec réseau de neurones pour la classification du cancer du sein avec un taux de reconnaissance de **90.5%**

2/ **Sekkal et al.** [48] ont appliqué les algorithmes génétiques combinés avec les réseaux de neurones pour l'amélioration de l'architecture sur la base de données d'arythmies cardiaques de la base MIT BIH ils ont obtenu un taux de classification de **98.86%**, une sensibilité de 99.09% et une spécificité de 98.66%.

Ils ont utilisé les algorithmes génétiques fondés sur un classifieur neuronal pour les poids de connexions sur la même base de données .Cette approche a donné de très bons résultats avec



un taux de classification correcte de 98,72% et une sensibilité de 97,33% par rapport à classificateur classique qui a un taux de classification de 95,71% et 87,98% de sensibilité. [55]

➤ L'approche multi agents

Le système de diagnostic CMDS (Contrat Net Based Medical Diagnosis System) se compose d'agents artificiels et de médecins spécialisés dans différents domaines médicaux. Au début, un problème noté « Pr » est communiqué à un agent médical nommé « Mda » membre du système, qui aura pour rôle de manipuler de façon autonome la résolution des problèmes. en cas de difficultés il fait appel à un agent auxiliaire appelé « Asg » ou un autre agent médecin « Mda1 » avec une autre spécialité. [49]

A.-J. Fougères a illustré Une architecture cognitive d'agents communicants dans des systèmes d'information complexes

le système se compose des agents suivants :

Un agent nommé « Agent *infectieux* » est introduit localement (par un agent appelé « Agent de simulation » qui active les maladies (grippe, méningite). Il peut, en raison de sa proximité, infecter un agent nommé « agent *individu sain* ». Ce dernier devient porteur de la maladie et peut la véhiculer dans son environnement évolutif (déplacements), il informe ses symptômes (sous forme de messages) à un agent nommé « AgentMedecin » dans le cas d'une épidémie, l'AgentMedecin informe un agent nommé « Agent INVS » pour assurer le control [53]

A Multi-Agent System (MAS) Based Scheme for Health Care and Medical Diagnosis System se compose des agents suivants :

Un agent utilisateur nommé « Agent **UA** » dont le rôle est de prendre des symptômes des nouveaux patients comme des données brutes, ceci à l'aide d'une interface utilisateurs, un agent principal nommé « Agent **MA** » applique une certaine méthode pour convertir les données en connaissances afin de choisir un agent docteur spécialiste (nomme « agent **SDA** ») pour manipuler le cas du patient [52]

NB : Les agents « médecins » et les agents « INVS » sont doté d'une base de connaissance agent principal « MA » et l'agent spécialiste « SDA » sont doté d'une base de connaissance.