

## Techniques de soft computing pour l'identification lithologique dans la province triasique

Salim Chikhi

Département d'informatique  
Laboratoire LIRE. Université Mentouri  
Constantine 25000  
ALGERIE  
sichikhi@yahoo.com

.....

**RÉSUMÉ** : Nous combinons deux techniques de soft computing, les réseaux de neurones artificiels (RNA) et les modèles de Markov cachés (MMC), dans le but d'obtenir une identification lithologique de puits situés dans la province triasique du Sahara. Dans un même objectif et dans un but comparatif, deux systèmes basés sur la théorie de la résonance adaptative ou *Adaptive Resonance Theory* (ART) ART1 et Fuzzy ART ont été développés. Nous aspirons à faciliter la tâche des géologues en leur permettant d'obtenir rapidement la nature du sol avoisinant les forages. L'identification lithologique ou *lithofaciès* fournit des informations qualitatives des roches. Elle constitue un élément important dans la caractérisation des réservoirs carbonatés.

**MOTS-CLÉS** : Réseau de neurones artificiels, modèles de Markov cachés, caractérisation de réservoir, lithofaciès, ART1, Fuzzy ART.

.....

## 1. Introduction

Un lithofaciès est une description géologique de roches présentes dans un puits à différentes profondeurs. Le lithofaciès constituant un problème crucial dans la caractérisation de réservoirs, notre étude vise la conception d'un outil de déduction automatique du lithofaciès à partir de données diagraphiques qui sont des enregistrements de propriétés géologiques des formations de roches à différentes profondeurs de puits de forages obtenus par des sondes électriques, physiques ou radioactives [1][6]. Pour déduire les lithofaciès, les diagraphies suivantes ont été utilisées : porosité neutron (NPHI), diagraphie sonique (Dt), densité (RHOB), radioactivité (GR), résistivité (RT). L'utilité de chacun de ces paramètres de diagraphie utilisés dans le processus d'identification de roches peut être trouvée dans [1,3]. Dans ce papier, nous utilisons les modèles de Markov cachés avec les réseaux de neurones multicouches perceptron pour prédire les lithofaciès de puits situés dans la province triasique du Sahara algérien. Le système proposé combine les structures de modélisation séquentielle des MMC avec la classification de formes des réseaux de neurones artificiels (RNA). Nous montrons des résultats provenant d'un réservoir carbonaté en comparant les prédictions de lithofaciès obtenues à partir de la technique hybride RNA-MMC et la méthode Fuzzy ART.

## 2. MMC et modèles hybrides

Sous certaines conditions, les réseaux de neurones peuvent être considérés comme des classifieurs statistiques en fournissant en sortie des probabilités *a posteriori*. Ainsi, il est intéressant de combiner les capacités respectives des MMC et des RNA pour obtenir de nouveaux modèles efficaces qui s'inspirent des deux formalismes. Cette hybridation a été spécialement profitable au domaine de la reconnaissance automatique de la parole (Automatic Speech Recognition : ASR) [4,5,7]. Cependant, d'autres applications ont aussi profité des avantages de tels systèmes hybrides : modélisation et analyse des pertes de paquets dans les réseaux d'ordinateurs [9], suivi bancaire [10], etc. Il faudrait préciser quand même que cette combinaison n'est pas simple à réaliser et jusqu'à présent, aucun modèle hybride de ce genre n'a été développé dans le domaine de la caractérisation de réservoirs.

## 3. Le système hybride

Un perceptron peut fournir les probabilités d'appartenance  $P(c_i/x(t))$  d'un vecteur modèle  $x(t)$  à une class  $c_i$ . Plusieurs systèmes ont été développés sur ce principe [4]. Ces systèmes présentent beaucoup d'avantages par rapport aux approches purement Markoviennes. Cependant, ils ne sont pas simples à implémenter à cause du nombre de paramètres à ajuster ainsi que la grande quantité de données d'apprentissage nécessaires à assurer le processus de convergence global. Dans cette section, nous montrons

comment est conçu notre système hybride. L'architecture du système consiste en un RNA perceptron multicouches en amont à un MMC de type Bakis gauche-droite. Le système hybride, dont la figure 1 montre le schéma de conception globale, a été développé et adapté à une caractérisation de réservoirs géologiques, permettant non seulement la prédiction du faciès lithologique à partir de données diagaphiques mais aussi de fournir des probabilités d'appartenance aux différentes classes de roches à différentes profondeurs du puits analysé. Le système est composé de deux modules : un module neuronal et une chaîne de Markov cachée.

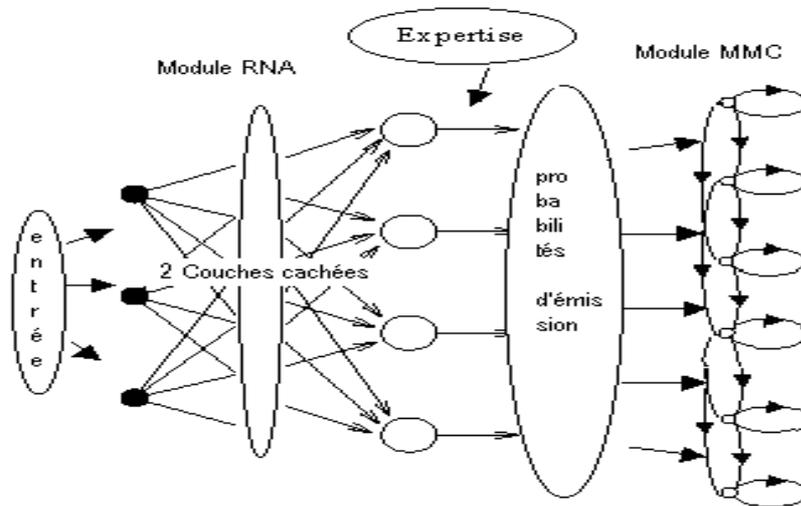


Figure 1. Schéma global de conception du système hybride

### 3.1. Module RNA

Il est constitué d'un RNA Perceptron multicouches ayant une couche d'entrée et deux couches cachées et entraîné par l'algorithme de rétropropagation. Deux matrices sont présentées: une matrice de données diagaphiques (Dt, RT, NPFI, RHOB, et GR) normalisées (entre -1 et +1) et une matrice représentant les sorties désirées selon une expertise du géologue sur le puits analysé. En fin d'apprentissage, nous obtenons une matrice de probabilités *a posteriori* qui sera utilisée comme un ensemble de probabilités d'émission pour le MMC et une fonction de visualisation est exécutée pour voir les faciès établis par le système.

### 3.2. Module MMC

Le modèle de Markov caché (MMC) adopté est un modèle de Bakis gauche-droite. Il contient un nombre d'états égal à celui du nombre de classes déduit par le RNA frontal.

Les observations étant les différentes classes, nous associons à chaque état une observation. Puisque notre objectif est de trouver le meilleur chemin maximisant la probabilité d'obtenir une séquence d'observations, l'algorithme le plus approprié est l'algorithme de Viterbi. Cet algorithme est une solution récursive optimale pour le problème d'estimation d'une séquence d'états dans un MMC. Il a en entrée deux matrices et un vecteur : une matrice de probabilités de transition, une matrice de probabilités d'émission qui est la sortie du RNA (probabilités *a posteriori*), et un vecteur représentant les probabilités initiales des états.

#### 4. Résultats du système hybride

L'apprentissage étant supervisé, les sorties ont été obtenues selon l'expertise d'un géologue concernant le puits RHA6. Les différentes classes géologiques détectées par l'expert sont : argile, argile gréseux, sable grossier, grès argileux, sable et sable argileux. Par exemple, dans la figure 2, nous pouvons détecter la présence de l'argile (la probabilité la plus élevée) dans la plage des profondeurs [2830-2864] m. Le lithofaciès obtenu par le système hybride (figure 3) montre que toutes les classes détectées dans le puits RHA6 sont présentes: argile (C1) dans l'intervalle [2712-2715] m, argile gréseux (C2) dans [2715,5-2718,5] m, grès argileux (C3) dans [2719-2721] m, sable grossier (C4) dans [2721,5-2725,5] m, sable argileux (C5) dans [2726-2727,5] m, sable (C6) dans [2728-2729,5] m et encore argile dans [2730-2732] m et sable dans [2732,5-2733] m. Il apparaît que le lithofaciès obtenu par notre modèle est assez proche du modèle global des puits de la zone triasique du sahara algérien [1,3] susceptibles de contenir des hydrocarbures.

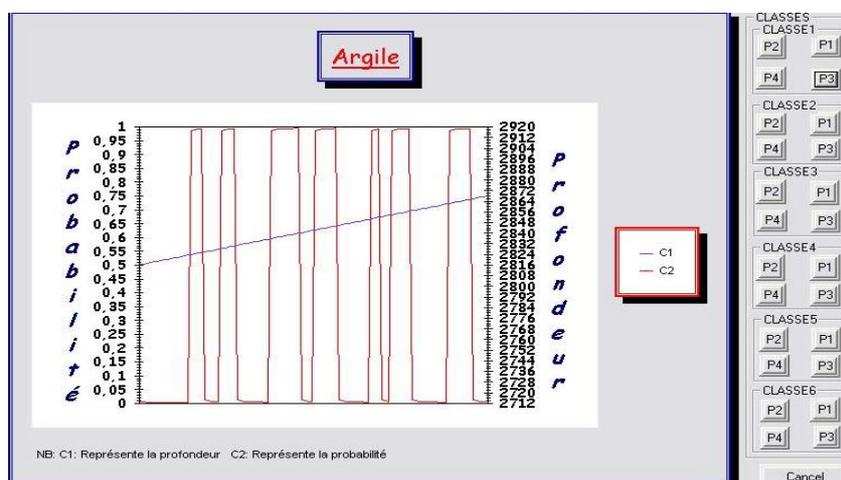


Figure 2. Probabilités de présence de l'argile

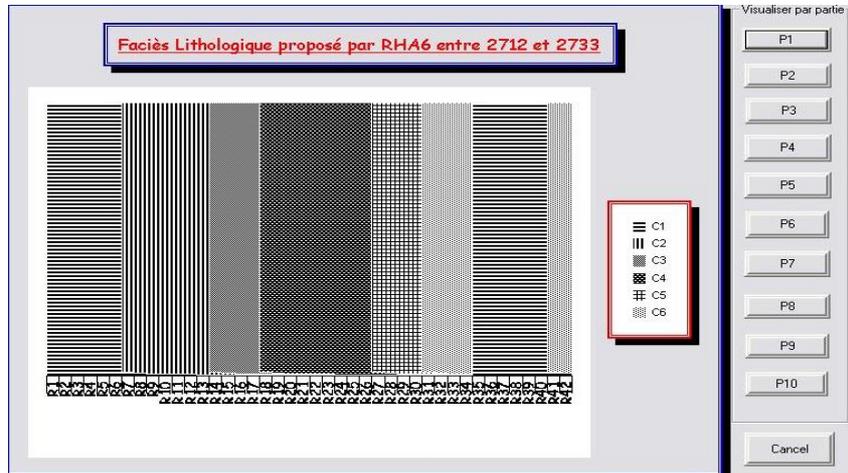


Figure 3. Lithofaciès obtenu par le système hybride aux profondeurs 2712-2733 m

## 5. Les systèmes basés ART

Dans la seconde partie de notre étude, nous avons développé deux systèmes basés sur la théorie de la résonance adaptative ou Adaptive Resonance Theory ART : ART1 et Fuzzy ART, que nous avons appliqué à une identification des types de roches à différentes profondeurs du puits RHA6 situé dans la province triasique du Sahara algérien. L'objectif est de comparer les lithofaciès obtenus par le modèle hybride avec ceux obtenus par les systèmes ART. Fuzzy ART est l'un des plus populaires membres de la famille des RNA basés sur la théorie de la résonance adaptative [2] et résolvant le dilemme stabilité/plasticité. C'est un algorithme de groupage de données utilisant des opérateurs de la logique floue et capable de reconnaître des catégories stables ou groupes à partir de données numériques ou analogiques. Fuzzy ART est une généralisation donc une version modifiée de l'algorithme ART1 qui n'opère que sur des données binaires. Il réalise un RNA ayant deux couches complètement reliées entre elles : une couche de comparaison F1 et une couche de compétition F2. Ces deux couches sont activées par une entrée  $a$  codée par le complément  $I$  (figure 4). Cet algorithme propose une catégorisation originale avec des classes sous forme d'hyper-rectangles et un codage en complément des entrées. Chaque hyper-rectangle est représenté par un prototype, le poids du neurone, qui est défini par un vecteur de dimension  $2M$  :  $W_j = (W_{j1}, W_{j2}, \dots, W_{2M})$  où  $j$  est l'indice du neurone et  $M$  la dimension de l'entrée  $a$ . La dimension  $2M$  du prototype est dérivée du codage en complément de :  $I = (a, 1-a)$ . L'algorithme Fuzzy ART (voir [2]) est plus rapide que les procédures itératives de convergence utilisées dans les autres RNA. Le choix du paramètre de vigilance est crucial pour la fidélité de la similitude et donc pour le degré de résolution

de la classification. Le système que nous avons développé et implémenté inclue les réseaux ART1 et Fuzzy ART et a été appliqué avec succès à la classification lithologique.

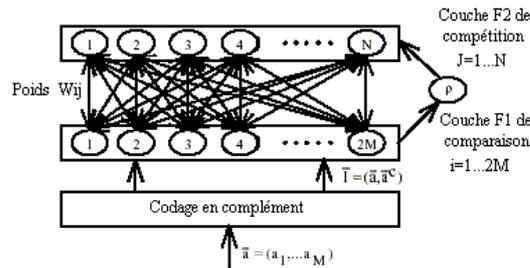


Figure 4. Diagramme bloc du réseau de neurones Fuzzy ART

Nous présentons en figure 5 le lithofaciès du puits RHA6 obtenu par la méthode fuzzy ART. Comme pour le système hybride, six classes de roche ont été détectées et le lithofaciès obtenu montre globalement la même structure, excepté entre les profondeurs 2812 et 2878 mètres où on remarque une alternance de sable et d'argile séparée par du grès argileux et du sable grossier.

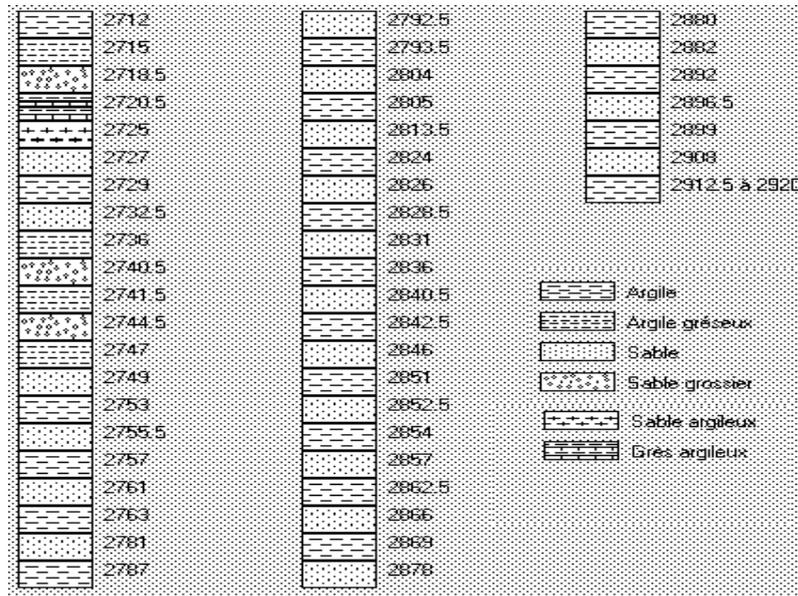
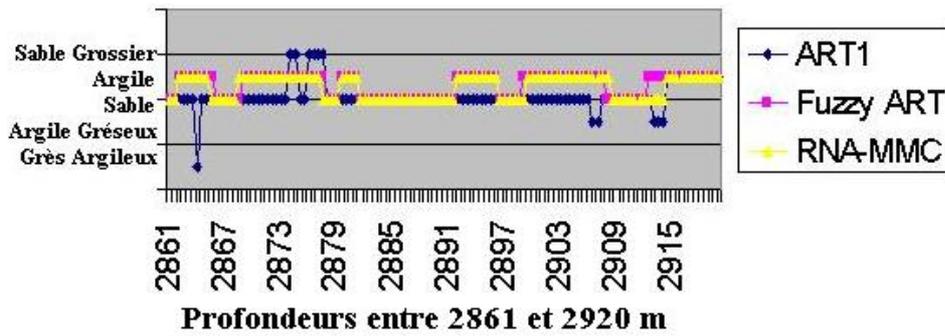


Figure 5. Lithofaciès du puits RHA6 obtenu par la méthode Fuzzy ART (les profondeurs sont exprimées en mètres)

## 6. Comparaison

En considérant les lithofaciès complets obtenus par les deux méthodes, nous avons établi des courbes comparatives. L'une d'entre elles (figure 6) montre les classes de roche détectées par chaque méthode entre les profondeurs 2861 et 2920 mètres.



**Figure 6.** Courbe comparative entre le lithofaciès obtenu par les systèmes basés ART et celui obtenu par le système hybride RNA-MMC aux profondeurs 2861-2920 mètres

Nous pouvons remarquer que les deux méthodes ont donné des faciès très proches particulièrement aux profondeurs 2861-2912 m et 2916-2920 m.

## 7. Conclusion

Nous venons de prouver que les approches RNA et MMC peuvent être une alternative fiable quant à l'interprétation humaine appliquée à la caractérisation de réservoirs. Nous avons introduit le système hybride pour rendre le processus d'identification du lithofaciès plus intelligent en modélisant les séquences verticales du lithofaciès comme une séquence d'évènements enchaînés par des probabilités de transition. Les systèmes basés ART ont été utilisés afin de vérifier que les résultats obtenus par le système hybride sont géologiquement plausibles. Comme perspectives, le système hybride peut être amélioré de différentes manières (RNA récurrent, algorithme de Viterbi comme processus d'apprentissage du RNA, etc.). En outre, d'autres points peuvent être améliorés comme la sélection des mesures de diagraphie ainsi que l'interaction de l'expert. Plus récemment, d'autres idées de systèmes hybrides ont émergé pour la caractérisation intelligente de réservoirs [8,11]. Nous pensons enfin que si nous combinons les données diagraphiques et sismiques avec les informations stratigraphiques, nous pourrions générer des modèles lithologiques plus fiables.

## 8. Références

- [1] H. AIDER, "Contribution of differed well logs to reservoir parameter evaluation". *2<sup>nd</sup> scientific and technical days of the Sonatrach Algiers*, Ap 21-24, pp 115-130, 1996.
- [2] G. A. CARPENTER et al, "Fuzzy artmap: a neural network architecture for incremental supervised learning of analog multidimensional maps". *IEEE Transactions on Neural Networks*, 3(5):698-713, Sep. 1992.
- [3] S. CHIKHI, "Probabilistic neural method combined with radial-bias functions applied to reservoir characterization in the Algerian Triassic province". *Journal of Geophysics and Engineering*. Vol 1 N°2, pp 134-142, June 2004.
- [4] M. COHEN et al, "Combining neural networks and hidden Markov models for continuous speech recognition". *ARPA Continuous Speech Recognition Workshop*, Stanford University, September 21-22, 1992.
- [5] Y. DONSUK and J. FLANAGAN, "Telephone speech recognition using neural networks and hidden Markov models". *Proc. of the IEEE Int. Conf. on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP)*, vol. 1, pp 157-160, March 15-19, 1999.
- [6] F. FOURNIER, "Analyse automatique de faciès diagraphiques et sismiques". Réunion technique Société pour l'Avancement de l'Interprétation des Diagraphies SAID-Union Française des Géologues UFG du 25 Juin 2002.
- [7] H. FRANCO et al, "Context-dependent connectionist probability estimation in a hybrid HMM-Neural net speech recognition system". *Proc. IJCNN*, Beijing, 1992.
- [8] T.D. GEDEON et al, "Neural networks and hybrid neuro-fuzzy methods for improved. mineral prospectivity analysis and target identification". Mineral Exploration. ARC SPIRT Project Grant. Murdoch University, 2003.
- [9] J. LIU et al, "End-to-End Inference of Loss Nature in a Hybrid Wired/Wireless Environment". *Proceedings of WiOpt'03: Modeling and Optimization in Mobile, Ad Hoc and Wireless Networks*, 2003.
- [10] N. ORIO et al, "Score Following: State of the Art and New Developments". *Proceedings of the 2003 Conference on New Interfaces for Musical Expression (NIME-03)*, Montreal, Canada, 2003.
- [11] E. PLATON et al, "Pattern matching in facies analysis from well log data - a hybrid neural network-based application". *AAPG Conference and Exhibition*, Barcelona, Spain. September 21-24, 2003.