

**Un modèle de « Réseau de Neurone Artificiel (RNA) » pour une  
Classification des IMF en réseau : cas du réseau  
UNACOOPEC-CI en COTE D'IVOIRE(CI)**

*An “Artificial Neuron Network (ARN)” model for a Classification  
of MFIs in a network: the case of the network  
UNACOOPEC-CI in COTE D'IVOIRE (CI)*

**JUNO Cerrou Serge Roland**

Doctorant, Université Félix Houphouët Boigny de COCODY - Côte d'Ivoire.

Email : junoserge@yahoo.fr Tel : (+225) 07418841/41169911.

Adresse postale : 08 BP 204 ABIDJAN 08

**RESUME**

L'étude empirique, menée de 2012 à 2014 sur les 134 caisses du réseau UNACOOPEC-CI présente l'avantage de l'usage des Réseaux de Neurones Artificielles (RNA) dans la détection préventive des caisses en difficultés et de les catégoriser. Ainsi, sur 124 caisses retenues, la méthode de neurone a classé 17 caisses bonnes et 107 mauvaises. La méthode a une précision générale de 96,77%. Ce qui justifie la robustesse de cette méthode par rapport à la méthode de crédit scoring qui dans la littérature, de façon générale, a une précision de 72 %.

**ABSTRACT**

*The empirical study, conducted in the three (03) year period (2012-2014) on the 134 cases of the UNACOOPEC-CI network, has the advantage of using Artificial Neural Networks (ARN) in the preventive detection of crates in difficulty and of categorizing them. Thus, out of 124 cases selected, the neuron method classified 17 cases good and 107 bad. The method has an overall accuracy of 96.77%. This justifies the robustness of this method compared to the credit scoring method which in the literature, in general, has an accuracy of 72%.*

**Keywords :** Microfinance-RNA-Microcrédits-Performance-Réseau UNACOOPEC-CI

Classification JEL : G21, C25

## INTRODUCTION

Il est habituel et nécessaire de se pencher sur ce qui peut garantir une pérennité aux institutions de microfinances (IMF). En effet, la connaissance du cheminement atypiques de ces IMF à caractère coopératif qui s'adaptent malgré un contexte dominé par l'informel peut permettre de mieux cerner les outils nécessaires à une classification. C'est dans cette dynamique que se situe ce travail de recherche visant à proposer les RNA comme outils d'innovations pour une prévention des caisses en difficultés du réseau UNACOOPEC-CI.

Ces innovations ont été introduites dans le but de réduire les asymétries d'information, les coûts et risques (Meyer et al. 1999).

Notre travail trouve sa source dans La théorie des contrats qui considère que l'incomplétude des contrats peut conduire à des comportements opportunistes des demandeurs de crédits (ghatak et guinane, 1999). Cette école évalue la performance du crédit du point de vue de l'institution en ciblant une clientèle de ménages pauvres et en visant la pérennité financière de l'IMF. Cette théorie considère l'autonomie financière comme un critère qui remplit au mieux la mission sociale. En d'autre thème, nous suivons une posture institutionnaliste, conformément à Milton Friedman qui trouvait dans le profit, la question sans laquelle, l'entreprise ne saurait être responsable.

Quels outils de prédiction et de classification utilisés pour garantir une pérennité aux IMF du réseau UNACOOPEC-CI ?

Face à cette interrogation, et sans occulter le fait que toute IMF s'expose en permanence à une forte probabilité de perte appelée « risques » pouvant nuire non seulement à la pérennité de ses interventions, mais également à la viabilité des projets financés et à l'impact socio-économique que ses initiatives peuvent avoir sur les populations cibles. Nous avons décidé de revoir et d'analyser l'importance des risques auxquels s'expose le réseau UNACOOPEC-CI, malgré la préexistence de système de contrôle et de gestion de ces risques mis en place depuis quelques années. Dans ce cadre, les questions suivantes doivent être posées : à quels risques le réseau UNACOOPEC-CI est-il pertinemment confronté par rapport à son expansion ? Autrement, quelle gestion est faite des ressources mobilisées par les IMF ?

C'est dans un contexte d'échec généré au début des années 2000, dans une démarche empirique avec le souci d'institutions financières durables, que nous avons appréhendé les modes de fonctionnement du réseau dans tous ses aspects, mais également plusieurs descentes sur terrain pour nous enquêter des réalités locales, difficilement observables au niveau des hautes sphères de la hiérarchie administrative du réseau. Nous avons pu observer l'élaboration d'un code de « bonnes pratiques » pour les IMF (Wampfler et Roesch, 2004, p. 249-267).

Malheureusement, en introduisant une culture de non remboursement et des pratiques laxistes, l'émergence de systèmes financiers à vocation pérenne devint difficile (Von Pishcke, J.D 1983, in Morduch, 2000, p.619-620), et la pauvreté persistait dans certaines zones pourtant à une forte concentration d'activités de microfinance.

Ainsi, dans une démarche méthodologique, orientée vers la durabilité des organisations de microfinance en Côte d'Ivoire conformément à (Labie, 2004, p.19 ; Zeller, Lapenu et Greeley, 2004) que cet article s'inscrit d'autant plus que l'importance du secteur de microfinance en tant qu'outil de lutte contre la pauvreté apparaît sans équivoque.

## OBJECTIFS DE LA RECHERCHE

Cet article a pour objectif général de susciter l'intérêt de l'usage des RNA en microfinance, surtout dans la détection préventive des caisses en difficultés ainsi que pour leur classification gage de leur survie. Autrement dit, il vise à s'interroger sur l'utilité de ces systèmes en microfinance. Aussi, il

visé à contribuer à la littérature existante sur la gestion du risque de solvabilité des organisations de microfinance en générale et plus spécifiquement celle de la Côte d'Ivoire.

Les objectifs spécifiques suivants sont également poursuivis dans cette recherche :

- Réduire considérablement le risque de perte définitive du capital prêté ;
- Créer un indicateur de qualité de Gestion

### 1- Quelques Auteurs utilisateurs des RNA en matière de classification

La méthode des réseaux de neurones artificiels (RNA) particulièrement utilisée en finance vers les années 1990 pour le traitement des questions attrayants à la détection des entreprises en difficulté, la gestion de portefeuille Alain Paquet & Steve Ambler (1997), la prévision du taux de change, l'évaluation d'actifs Bolgot & Meyfredi (1999) et le choix de stratégies Smith K.G. & Di Gregorio D., (2002). Les co-auteurs Odom et Sharda (1990) explique que les réseaux de neurones artificiels sont plus performants que les méthodes statistiques classiques et traditionnelles. Le réseau utilisé dans leur étude donne de meilleurs résultats que l'analyse discriminante sur leur échantillon test. A cet effet, ils concluent que les RNA classent correctement 81,81% des entreprises contre 74,28% pour l'analyse discriminante. Ce situant dans la même veine qu'Odom et Sharda, les auteurs Tam et Kiang (1992), après une analyse poussée stipulent qu'un système d'apprentissage inductif à savoir le RNA est plus efficace que l'analyse discriminante dans la prédiction de la faillite et de prêt par défaut.

Après usage dans un autre domaine bien défini, Coats et Fant (1992), dans le cadre de la prévision de faillites d'entreprises, conseillent l'utilisation de la méthode d'analyse discriminante et les réseaux de neurones dans la mesure où il n'y a pas grande difficulté à réaliser une classification correcte. Par contre, les deux auteurs mentionnent avec convictions que les réseaux de neurones sont plus performants que la méthode d'analyse discriminante si l'on tient compte du type d'erreur commise et du coût associé.

### 2- Justification du choix méthodologique

Plusieurs méthodes ont été développées pour diagnostiquer les IMF (Labie, 2004) Les méthodes PEARLS, CAMEL, GIRAFE sont les plus connues et les plus couramment utilisées. Aussi, Plusieurs organismes spécialisés ont également conçu des outils d'évaluation des IMF. Il s'agit du guide d'évaluation du CGAP, du guide technique « Indicateurs de Performance des Institutions de Micro finance » mis en place par MicroRate et la Banque Inter-Américaine de Développement (IDB), des critères de performance élaborés par la Microentreprise Innovation Project de l'USAID, etc. Chaque méthode d'évaluation a un champ d'application privilégié et utilise des critères et outils d'évaluation (indicateurs, ratios, tableaux de bords, modèles économétriques, etc.) qui dépendent des priorités retenues (viabilité, efficacité, efficience, impact, ...). Nous nous intéresserons à des outils qui correspondent à mesurer le risque de solvabilité, sous l'angle opérationnel dans une approche d'analyse de ces deux (02) principaux risques (risque de crédit et risque de fraude). Ainsi, pour notre évaluation du risque de solvabilité, nous ferons appel aux réseaux de neurones artificiels du fait qu'en théorie les RNA permettent de traiter des problèmes non structurés, c'est-à-dire des problèmes sur lesquels on ne dispose d'aucune information a priori. En particulier, on notera qu'il n'est pas nécessaire de connaître la distribution de probabilité des variables, ce qui n'est pas le cas dans la plupart des modèles d'analyse statistique sauf s'il s'agit d'analyses non paramétriques ; en découvrant eux-mêmes les relations entre les variables, ils sont tout à fait adaptés pour traiter des problèmes non linéaires éminemment complexes. Cet aspect est tout à fait intéressant car il n'oblige pas à s'interroger sur la forme de la fonction à estimer ; Ils peuvent travailler sur des données incomplètes ou des données bruitées. L'incomplétude des données peut être prise en compte par l'ajout de neurones supplémentaires. (Casta et Prat 1994), montrent que des architectures spécifiquement

réfléchies pour traiter les problèmes d'incomplétude des données peuvent améliorer sensiblement les résultats obtenus sur un modèle de détection préventive d'entreprises en difficultés. En effet, depuis le début de la décennie 1990, les applications financières mettant en œuvre des réseaux de neurones artificiels se sont multipliées. D'une façon générale, elles tombent dans l'une des trois catégories suivantes : la prévision des séries temporelles, les substituts aux systèmes experts, et les applications de classifications. Mais de façon indiscutable, la théorie nous dit que les RNA surclassent sans nul doute toutes les autres méthodes de classifications classiques ou traditionnelles.

### 2-1. La procédure de collecte des données

Nous avons, sur la période de 2012 à 2014, fait une pré-enquête auprès de l'UNACOOPEC-CI qui est la faitière. Celle-ci nous a permis d'adapter notre questionnaire aux réalités de la microfinance. Nous avons transmis ce questionnaire via internet aux responsables de l'UNACOOPEC-CI qui ont bien voulu l'envoyer via intranet pour collecter les informations nécessaires à notre étude auprès de toutes les caisses du réseau (134 caisses réparties sur tous le territoire ivoirien). Aussi, nous avons eu des échanges avec des dirigeants à savoir, l'administrateur provisoire de l'UNACOOPEC-CI, le Directeur des affaires administratifs et financières, les Directeurs régionaux ouest et nord ainsi que 51 Gérants des caisses COOPEC (11 au nord, 07 au sud-est, 09 au centre ouest, 20 au sud et 04 à l'ouest) et 13 entretiens téléphoniques avec des responsables de crédits des caisses du réseau UNACOOPEC-CI. Nous avons effectué des visites auprès des institutions. Les données obtenues auprès des institutions (rapports annuels d'activités, bilans, comptes d'exploitation, états financiers, fiches de collecte de données centralisées, etc.), nous ont permis de faire l'analyse quantitatives.

Modèle conceptuel retenu des RNA

### 2-2. Description du Modèle conceptuel retenu des RNA

Pour notre étude, nous utiliserons la méthode de l'apprentissage renforcé des réseaux de neurones artificiels.

Ce sont les travaux de Warren Mc. Culloch and Walter Pitts, (1943) qui ont montré, pour la première fois, que les réseaux de neurones pouvaient être appliqués dans la résolution des fonctions logiques, arithmétiques et symboliques complexes.

Les réseaux de neurones sont formés d'une couche d'entrées (variables input), d'une couche de sortie (variables output) et d'une ou plusieurs couches cachées de traitements qui forment l'ensemble des nœuds cachés connectés entre eux. Chaque couche prend ses entrées sur les sorties de la précédente. A ce titre, si une couche (i) est composée de N(i) neurones, celles-ci prennent leurs entrées sur les neurones de la couche précédente de rang (i-1). Chaque neurone (ou processus élémentaire) reçoit un nombre variable d'entrée  $X_i$  en provenance de neurones en amont.

Le processus de traitement se présente comme suit :

- 1<sup>ère</sup> phase : « Les inputs »

À chacune des entrées est associé un poids (qu'on appelle poids synaptique) représentatif de la force de connexion (figure 1 en annexe). Le neurone ne traite pas chaque information reçue unilatéralement, mais effectue une somme pondérée de toutes les entrées. Cette somme représente la fonction de combinaison suivante :

$$a = \sum_{i=1}^R W_i X_i - b$$

Avec :

$b$  : le biais de neurone ou seuil d'activation du neurone.

$X_i$  : l'information qui parvient aux neurones de rang  $i$  de la couche d'entrée ;

$R$  : le nombre d'informations ;

$W_i$  : la pondération du signal émis par le neurone de la couche d'entrée vers le neurone de la couche cachée ;

$a$  : le niveau d'activation du neurone, qui est le signal total reçu par le neurone de la couche cachée.

- 2<sup>ème</sup> phase : « Les fonctions de transfert »

Afin de déterminer une valeur de sortie, une seconde fonction,  $Y$  appelée fonction de transfert ou d'activation, est appliquée à la valeur  $a$ .

$$Y = f(W^t X - b)$$

Puis

$$Y = f(\sum_1^R W_i X_i - b)$$

La fonction de transfert la plus utilisée est la fonction sigmoïde qui est définie par la formule suivante :

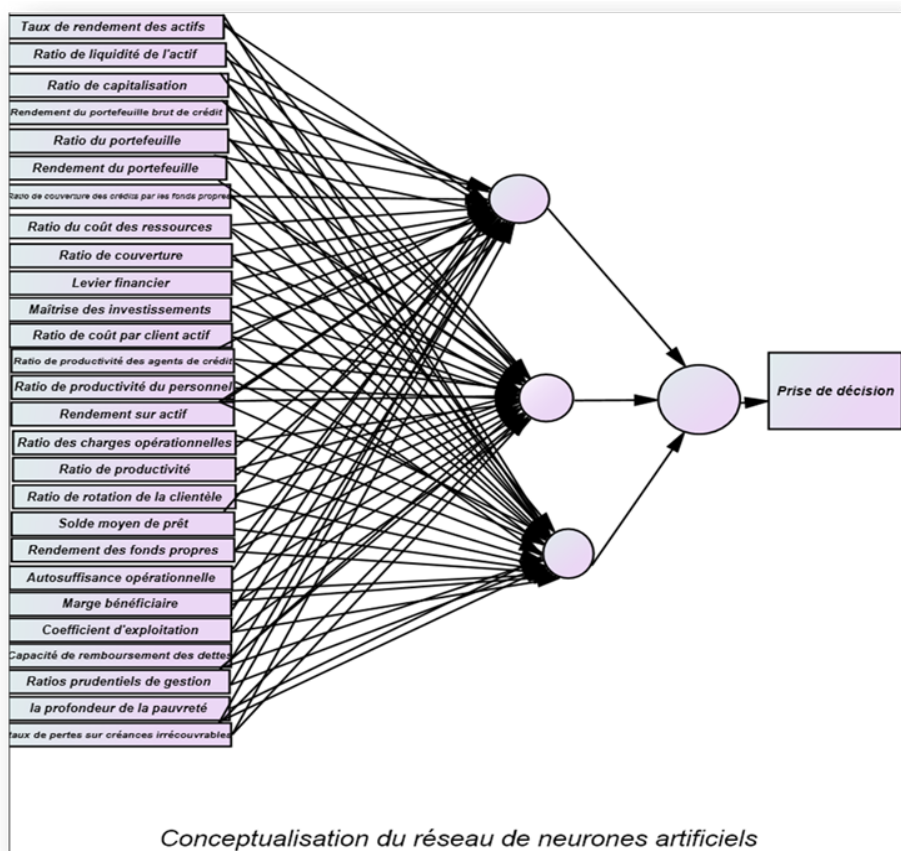
$$Y = \frac{1}{1 + \exp(-a)}$$

- 3<sup>ème</sup> phase : « L'apprentissage »

L'apprentissage est l'une des propriétés les plus importantes des réseaux de neurones. Elle consiste à développer le réseau de neurones jusqu'à atteindre le comportement désiré. Cette phase s'effectue à partir d'un échantillon de la population étudiée, les entrées de l'échantillon lui permettent d'ajuster le poids des connexions entre les nœuds de façon à améliorer la prédiction par un processus itératif, car il est souvent impossible de fixer a priori la valeur des poids des connexions d'un réseau pour une application donnée. Une fois les poids fixés, la phase d'apprentissage s'achève et commence alors la phase d'utilisation du réseau de neurones.

### 2-3. Model Conceptuel Empirique du réseau de neurones artificiels utilisé

Les réseaux de neurones dans notre cas permettront de mettre en relation les inputs (la base de données qui est composée des informations contenues dans les dossiers de crédits, des informations financières, économiques, sociales, prudentielles...) et les outputs (le résultat du crédit : bonne caisse ou mauvaise caisse) sans supposer que cette relation est linéaire. Notre réseau de neurone sera schématisé comme suit :



Source : l'auteur.

### 3- Résultats de l'analyse Neuronale

La variable IQGB qui capte la qualité de gestion des caisses de notre base est générée de la façon suivante : Nous avons tout d'abord calculé le niveau moyen de la qualité de gestion des caisses avant les imputations. Ensuite, pour chaque caisse, nous comparons son IQG par rapport à l'IQG moyen.

Soit  $\overline{IQG}$  le niveau moyen de la qualité de gestion des caisses et la qualité de gestion des caisses.

Si  $IQG_i > \overline{IQG}$  alors la variable IQGB prend la valeur 1 et si  $IQG_i < \overline{IQG}$  la variable IQGB prend la valeur zéro. (Cf **Tableau 1** : la répartition des caisses selon la qualité de gestion)

Le **Tableau 2** : récapitule les noms et les statuts des différentes caisses qui présentent une bonne performance d'activité de microfinance ainsi qu'une bonne qualité de gestion.

Les caisses les mieux gérées et qui ont un bon dynamisme de gestion sont classées de la meilleure vers la moins meilleure. Elles sont au nombre de 17 sur les 124 caisses retenues. Paradoxalement, il y a six (06) caisses agréées soit 35,29 % de la population des caisses les mieux gérées. Autrement dit, une caisse agréée a moins de chance d'être bien gérée et avoir de bonne performance qu'une caisse non agréée. Les caisses non agréées représentent 64,70 % de la population des caisses de bonne performance. En d'autres termes les caisses non-agréées ont une bonne qualité de gestion.

En synthèse, les résultats terminaux du classement des caisses par la méthode des neurones artificielles se présentent comme suit. Sur 124 caisses à classer, la méthode de neurone a bien classé

120 caisses. Autrement dit, la méthode a une précision générale de 96,77%. Elle a mal classé 4 caisses en général. Par contre, cette méthode est davantage plus précise avec les caisses ayant une mauvaise performance. En effet, elle a une précision de 99,05% sur les caisses de mauvaise performance. En d'autres termes, Il est plus difficile pour une mauvaise caisse d'être reconnue comme bonne que pour une bonne caisse de se retrouver dans les mauvaises caisses. Car elle a une précision de 84,21 % sur les bonnes caisses. Sur les 107 mauvaises caisses, c'est une seule qui a été acceptée par la méthode comme bonne caisse. Par contre, sur les 17 caisses ayant une bonne performance, 3 ont été rejetées dans la classe des mauvaises caisses. Ce qui justifie la robustesse de cette méthode par rapport à la méthode de crédit scoring qui dans la littérature, de façon générale, a une précision de 72 %. (**Tableau 3** : résultat de la méthode de neurone)

#### 4- Discussion

La revue de la littérature sur l'analyse discriminante et l'approche neuronale, nous révèle que la première reste de loin la plus utilisée en générale et particulièrement en Côte d'Ivoire. La comparaison de ces deux méthodes est présentée à travers les résultats de plusieurs articles. En effet, de nombreuses études ont tenté de démontrer l'efficacité de l'une par rapport à l'autre. Les études d'Odom et Sharda (1990) mentionnent, que les réseaux de neurones sont plus performants que les méthodes statistiques classiques. Le réseau utilisé dans leur étude donne de meilleurs résultats que l'analyse discriminante sur l'échantillon test. Quant à Coats et Fant (1992), dans le cadre de la prédiction de faillites d'entreprises, recommandent d'utiliser aussi bien la méthode d'analyse discriminante et les réseaux de neurones si le problème de l'utilisateur est simplement de réaliser une classification correcte tout en soulignant que, les réseaux de neurones sont plus performants que la méthode d'analyse discriminante si l'on tient compte du type d'erreur commise et du coût associé. Contrairement à ceux-ci, Swales et Yoon (1992) confirment que l'utilisation simultanée des méthodes de réseaux de neurones et l'analyse discriminante serait assez difficile à mettre dans les tests actuels, puisque ces deux méthodes reposent sur des bases théoriques différentes. Cependant, l'utilisation à la fois des méthodes de réseaux de neurones et la technique de l'analyse discriminante donne les meilleurs résultats comme le prouve ceux obtenus par Altman et al (1994), faisant leur étude sur 1000 entreprises industrielles italiennes entre 1982 et 1992. Angelini et al (2014) voient que l'approche neuronale diffère de la méthode classique de crédit « scoring » principalement dans la nature de la boîte noire et de sa capacité de traiter une relation non linéaire entre les variables. En général, d'après ces auteurs, les réseaux de neurones sont considérés comme une boîte noire à cause de l'impossibilité d'extraire des informations symboliques de leur configuration interne. En effet, il classe correctement 81,81% des entreprises contre 74,28% pour l'analyse discriminante. Cependant, Hoang (2000), dans sa thèse de doctorat, affirme que les méthodes de l'analyse discriminante peuvent accomplir de meilleures performances que les méthodes de réseaux de neurones quand des schémas linéaires sont impliqués dans la tâche de classification, mais que les méthodes par réseaux de neurones sont plus enclines à détecter des schémas non linéaires dans la tâche de classification. Dans le cadre de la prévision du risque de crédit, Abdou et al (2007) ont procédé à une analyse comparative entre le réseau de neurones et l'analyse discriminante. L'échantillon de l'étude, qui a été fourni par l'une des banques commerciales en Egypte, est constitué de 581 dossiers de crédit de gestion. Les individus de l'échantillon ont été classés en deux groupes : groupe d'entreprises en bonne santé financière (1) et groupe d'entreprises en détresse financière (0). Une batterie initiale formée de 20 variables indépendantes a été sélectionnée par la banque, mais quelques variables avaient des valeurs identiques pour tout l'échantillon d'où elles ont été exclues comme par exemple la durée de l'emprunt qui a été de quatre ans dans tous les cas et tous les clients avaient une carte de crédit. De ce fait, les variables sélectionnées ont été réduites à 12. Ainsi, ces variables sont utilisées dans l'analyse discriminante. Le nombre des entreprises bien classées dans ce modèle est égal à 86,75%. A partir de cette batterie de 12 variables, les auteurs ont appliqué la méthode de régression pas à pas (stepwise). Les résultats de cette méthode révèlent que 9 variables seulement présentent un pouvoir de discrimination important. Les variables trouvées

sont ensuite utilisées dans l'analyse discriminante. Cette méthode a permis d'avoir un taux de bon classement de l'ordre de 86,92%. Abdou et al (2007) ont conservé les 12 variables pour construire le modèle neuronal. Les résultats de cette approche montrent un taux de bon classement de l'ordre de 93,98% en utilisant le réseau de neurones à 4 nœuds cachés, ainsi qu'un taux de bon classement de l'ordre de 94,84% en utilisant le réseau de neurones à 5 nœuds cachés. Ces auteurs concluent que l'approche neuronale domine la technique de l'analyse discriminante dans la mesure où les réseaux de neurones présentent le pourcentage de bon classement le plus élevé.

## 5- Conclusion

En conclusion, sur une population de 124 caisses, seulement 17 caisses ont une bonne qualité de gestion contre 107 ayant une mauvaise qualité de gestion. Aussi, il faut noter qu'il y a six (06) caisses agréées soit 35,29 % de la population des caisses les mieux gérées. Autrement dit, une caisse agréée a moins de chance d'être bien gérée et avoir de bonne performance qu'une caisse non agréée. En d'autres termes les caisses non-agréées ont une bonne qualité de gestion. En synthèse, notre article s'inscrit dans la branche de l'intelligence artificielle en appliquant l'outil réseau de neurones Artificielles (RNA) comme une alternative intéressante aux statistiques traditionnelles dans la définition d'un Indicateur de Qualité de Gestion (IQG) en vue d'une classification des IMF appartenant à un réseau. Il vise à inciter les Administrateurs des IMF à recourir aux RNA pour des prédictions et classifications des caisses.



## BIBLIOGRAPHIE

- Abdou, H. Pointon, El-masry (2007). « On the applicability of credit scoring models in Egyptian banks », *Banks bank syst.* 2, p. 4-19.
- Alain Paquet et Steve Ambler, (April 1997), « Recursive Methods for Computing Equilibria of General Equilibrium Dynamic Stackelberg Games », cahiers de recherche CREFE/CREFE Working Papers 25, CREFE, Université du Québec à Montreal. Volume 14, p.155-173.
- Ayayi A. et Christine N. (2008) « Défis et perspectives de la recherche en micro finance », Présenté au 5ème congrès de l'ADERSE : Transversalité de la Responsabilité sociale de L'Entreprise, Grenoble 10 et 11 Janvier 2008. Disponible sur le lien : <http://e37.eu/7d>
- Altman E.I., Marco G. et Varetto F. (1994) : « Corporate Distress diagnosis : comparisons using linear discriminant analysis and neural networks ». *Journal of Banking and Finance*, Vol. 18, p. 505-529.
- Angelini, al. (2014), « The Interaction between Capital Requirements and Monetary Policy », *Journal of Money, Credit and Banking*, Vol. 46 (6), p. 1073–1112.
- Bolgot S., Meyfredi J. C. (1999), « Réseaux de neurones, lissage de la fonction d'actualisation et prévision des OAT démembrées: une étude empirique», document GREQAM, Université de la Méditerranée, France.
- Casta J F., Prat B. (1994), « Approche connexionniste de la classification des entreprises : contribution au traitement d'informations incomplètes », document dactylographié, CEREG, université de paris- Dauphine
- Coats P.K., and Fant L. (1992), « A neural network approach to forecash financial distress », *The journal business forecating*, Vol. 10, p. 9-12.
- David, C.C. and meyer, R.L., (1983), « Measuring the farm level impact of agricultural loans. In Rural financial Markets in developing countries : their use and abuse », EDI, series in economic development. *The john hopkins university press*, Baltimore and London.
- Gayon J. (2004), « La génétique est-elle encore une discipline », *Medécine/Science*, n°20, p.248-53
- Ghatak et Guinane, (1999), « Group lending, local information and peer selection », *Journal of Development Economics*, vol.60, p.27-50.
- Hoang H. Young N., (2000), « Social embeddedness and entrepreneurial opportunity recognition : (More) evidence of embeddedness », Working paper.
- Labie M., (2004), « Microfinance : un état des lieux », *Mondes en développement*, Vol. 32, No. 126, p.7-24
- Lapenu C., Zeller M., Greeley M., ChaoBeroff R. et Verhagen, K., « Performances sociales : une raison d'être des institutions de microfinance... et pourtant encore peu mesurées. Quelques pistes », *Monde en développement*, 2/2004 (No. 126), p.51-68
- Legendre L. and Legendre P., (1998), « Elsevier Scientific Publishing Company », New York. IOP numerical ecology volume 24.
- Morduch, J., (2000), « The Microfinance Schism », *World Development*, vol. 28, No. 4, p.617-629.
- Odom, M. D. and Sharda, R. (1990), « Neural Network model for bankruptcy prediction », in international joint conference on neural, networks, San Diego, CA,2, P.163-167
- Smith, K.G. et Di Gregorio, D. (2002), « disociation, discovery and the role of entrepreneurial action », In M.A. Hitt, R.D. Ireland, S.M. Camp & D.L. Sexton (Eds.), *Strategic entrepreneurship : Creating a new mindset* : 130-150. Oxford, UK : Blackwell Publishers.
- Swales et Yoon, (1992), « predicting stock performance », <http://machinelearning.martinsewell.com/ann/ANNs.pdf>
- Tam, K. Y., and Kiang, M. Y. (1992), « Managerial Applications of Neural Networks : The Case of Bank Failure Predictions », *Management Science*, Volume 38, Number 7, p. 926-947.
- Von pishcke, J.D., (1983), « The pitfalls of specialized farm credit institutions in low-income countries in Rural markets in developing countries : their use and abuse », EDI séries in *economic development*, the john hopkins university press, Baltimore and London.
- Wampfler Betty et Roesch Marc (2004), « Les ONG perdent-elles leur âme dans la microfinance ? Éléments de réflexion à partir de l'étude de quinze ONG françaises », in Guerin Isabelle & Servet Jean-Michel (eds), *Exclusion et Liens financiers. Rapport du centre Walras*, p.249-267. Edition Economica, Paris.
- Warren Mc. Culloch and Walter Pitts, (1943), « A Logical Calculus of the Ideas Immanent in Nervous Activity », *Brain Theory*, p.229-230

## ANNEXE

**Tableau 1 :** la répartition des caisses selon la qualité de gestion

IQGB	EFFECTIFS	POURCENTAGES
MAUVAISE QUALITE DE GESTION	107	86,29%
BONNE QUALITE DE GESTION	17	13,71%
TOTAL	124	100%

Source : l'auteur et nos calculs avec STATA 13

**Tableau 2 :** caisses ayant une bonne qualité de gestion

	REGION	COOPEC	STATUT
2	ABIDJAN	Abobo	Non agréée
5	ABIDJAN	Adjamé	Non agréée
7	ABIDJAN	Plateau	Non agréée
8	ABIDJAN	Treichville	Non agréée
9	ABIDJAN	Cocody	Agréée
10	ABIDJAN	Angré	Non agréée
13	ABIDJAN	Riviera Ste F.	Non agréée
16	ABIDJAN	Koumassi	Non agréée
18	ABIDJAN	Port-Bouet	Non agréée
19	ABIDJAN	Yop Selmer	Agréée
20	ABIDJAN	Yop Ananeraie	Non agréée
22	ABIDJAN	Yop Keneya	Non agréée
24	ABIDJAN	Yop Toit Rouge	Non agréée
30	TOUMODI	Yamoussoukro	Agréée
73	DALOA	Daloa	Agréée
91	GAGNOA	Gagnoa	Agréée
112	SAN PEDRO	San-Pédro	Agréée

Source : l'auteur et nos calculs sur STATA13

**Tableau 3 :** résultat de la méthode de neurone

POURCENTAGE DE BIEN CLASSES					
	BIEN CLASSES	MAL CLASSES	TOTAL	%BIEN CLASSES	PURETE
C103=0	104	3	107	97.20	99.05
C103=1	16	1	17	94.12	84.21
TOTAL	120	4	124	96.77	96.77

Source : l'auteur