

See discussions, stats, and author profiles for this publication at: <https://www.researchgate.net/publication/242520327>

A propos de l'Utilisation de l'Intelligence Artificielle en Finance : Aperçu de quelques techniques

Article

CITATIONS

0

READS

1,710

1 author:



Redha Tir

Ecole Nationale supérieure de Management

24 PUBLICATIONS 1 CITATION

SEE PROFILE

Some of the authors of this publication are also working on these related projects:



Economie publique [View project](#)



Investment [View project](#)

A propos de l'Utilisation de l'Intelligence Artificielle en Finance : Aperçu de quelques techniques *

Rédha TIR

E-mail : Redha_tir@yahoo.com

Résumé :

L'information économique est devenue une ressource importante pour le l'amélioration de la prise de décision tant dans le secteur privé que dans le secteur public.

En parcourant la littérature, cette étude présente un ensemble de techniques modernes issues notamment du domaine de l'intelligence artificielle, ainsi que leur importance dans le processus de collecte et d'analyse des données économiques. Parmi ces méthodes, on peut citer le réseau neuronal, la logique floue (Fuzzy Logic) et les algorithmes génétiques.

L'utilité de ces techniques sera mise en exergue à travers un certain nombre d'exemples (taux de change, indices boursiers, etc.). Ainsi, des limites et des pistes de recherche seront discutées.

Mots clés :

Réseaux de neurones, algorithme génétique, logique floue, prévision, optimisation, classification.

INTRODUCTION

Depuis le début des années 1990, les outils intelligents empruntés à la biologie et à la physique appliquée font leur entrée dans les sciences économiques et de gestion. Le but visé par les chercheurs et praticiens était de rationaliser le processus décisionnel chez les décideurs.

En 1983, Herbert Simon affirmait que :« dans la société post-industrielle, le problème central n'est plus de savoir comment organiser efficacement la production, mais de savoir comment s'organiser pour prendre des décisions, c'est-à-dire traiter l'information ». Or, les outils intelligents contribuent largement au traitement adéquat des décisions dites « non structurées ». Cette contribution se manifeste par la diminution du degré d'incertitude, par une meilleure évaluation du risque ou encore par un traitement judicieux de la complexité des phénomènes observés.

En premier lieu, les réseaux de neurones se basent sur l'apprentissage, c'est-à-dire que ces systèmes apprennent par eux-mêmes les relations entre les différentes variables, à partir d'un échantillon de données, en simulant le raisonnement humain.

En deuxième lieu, la logique floue est utilisée pour traiter l'incertitude, l'imprécision des données et leur incomplétude.

En dernier lieu, les algorithmes génétiques sont destinés à la recherche et à l'optimisation. Plusieurs approches combinent ces trois techniques afin d'aboutir à des meilleurs résultats.

Nous présenterons dans une première section les réseaux neuronaux, une brève description de la logique floue et de la théorie des ensembles flous, et enfin, de manière succincte, les algorithmes génétiques et leurs applications.

La deuxième section se consacrera aux apports de l'intelligence artificielle et à sa contribution à l'amélioration de la prise de décision en finance et en économie en général.

SECTION I – L'arrivée des outils intelligents

Sous Section I : Réseaux de neurones : présentation et évaluation

Les réseaux neuronaux revêtent une importance cruciale dans plusieurs domaines. La finance n'échappe pas à l'emploi de ce type de méthodes ou techniques modernes. Il s'agit d'un outil issu de l'intelligence artificielle, habituellement utilisé en sciences appliquées (biologie, physique, etc.) et qui a fait son entrée en finance. Le réseau de neurones est utilisé à des fins de prévision, de classification et de reconnaissance de forme en général.

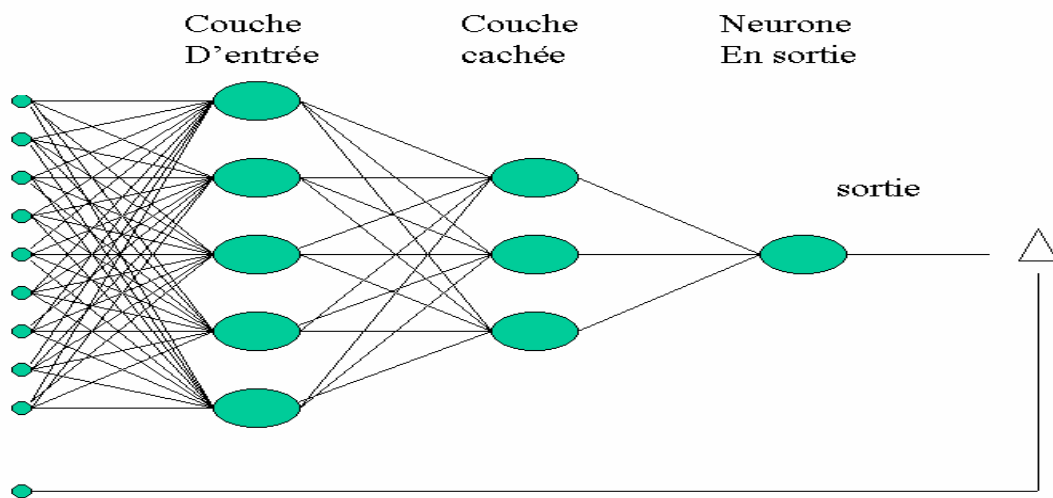
Selon (Paquet, 1997), il existe deux raisons essentielles qui poussent les chercheurs à s'intéresser à cet outil. *Primo*, contrairement aux techniques statistiques classiques, le réseau neuronal ne nécessite aucune hypothèse sur les variables. *Secondo*, il représente un instrument adapté pour traiter des problèmes complexes et non structurés, d'où l'impossibilité de spécifier, a priori, la forme de la relation entre les variables étudiées.

En finance, le réseau de neurones peut être utilisé pour différentes questions. On pourrait citer : la détection des entreprises en difficulté, la gestion de portefeuille (Paquet, 1997), la prévision des séries financières, du taux de change, l'évaluation d'actifs (Bolgot & Meyfredi, 1999) et le choix de stratégies (Montagnon, Sexton & Smith, 2002).

I-1. Architecture du réseau multi-couches

Le réseau à couches est le plus utilisé en finance. Il est organisé, comme son nom l'indique, en couches. Chaque couche comporte plusieurs neurones. Chaque neurone représente une unité de calcul autonome reliée aux neurones de la ou les couches précédentes.

Figure 1 : Architecture d'un réseau multi-couches.



Le réseau représenté (figure 1) comporte trois couches. La couche d'entrée (Inputs), une couche de sortie comportant un seul neurone et donnant le résultat de tous les calculs internes.

Il existe entre ces deux couches une couche non visible de l'extérieur (hidden) appelée couche « cachée », qui est, en fait, une *boite* ou *engin* noir. Là où tous les calculs intermédiaires et transformations s'effectuent.

Quant au fonctionnement du réseau, l'algorithme d'apprentissage aura pour tâche d'évaluer des poids dits *synaptiques*, qui relient les neurones entre eux. Chaque neurone reçoit les informations fournies par les neurones de la couche précédente. Il calcule, ensuite, son potentiel d'activation. Une fonction d'activation sert à déterminer l'impulsion à envoyer aux neurones de la couche qui suit afin de calculer le potentiel de sortie (outputs).

I-2. Apprentissage du réseau neuronal

Afin que le réseau puisse découvrir la forme de la relation entre les variables, il suit, en général, deux types d'apprentissage. Le premier, dit supervisé consiste en l'existence d'un échantillon sur lequel le réseau apprend (s'entraîne) à reconnaître les formes. L'apprentissage non supervisé, qui est le second type, est utilisé lorsque on n'est en mesure de présenter au système un échantillon mettant en regard une quantité d'information, et la forme qu'elle est censée représenter (Paquet, 1997).

Par voie de conséquence, le réseau s'auto organise, comme c'est le cas pour l'algorithme de Kohonen, en vue d'être capable de découvrir la forme à partir des données fournies et sans aide extérieure.

Les données disponibles doivent être réparties en trois sous-ensembles (apprentissage, validation et test) à raison de 60%, 30% et 10% respectivement.

A partir de l'échantillon d'apprentissage, le réseau de neurones se paramètre. Autrement dit, l'algorithme d'apprentissage ajuste les poids synaptiques tout en minimisant une fonction de coût. Cette dernière n'est, en fait, que la somme des carrés des erreurs produits par le réseau eu égard le résultat souhaité.

La rétro propagation des erreurs se fait continuellement jusqu'à ce que la fonction de coût soit minimisée, ou jusqu'à ce que le concepteur intervienne pour y mettre fin .

Pour éviter le overfitting, une procédure d' early stopping devrait être exécutée. Elle consiste en l'introduction de l'échantillon de validation. Le point où cet échantillon réalise le minimum d'erreur reflète la meilleure performance.

I-3. L'évaluation du réseau neuronal

L'échantillon d'apprentissage servira au paramétrage. Le deuxième servira à la validation (arrêter l'apprentissage quand le niveau d'erreur soit le plus bas possible). Autrement dit, l'objectif de celui-ci est d'arrêter le processus d'apprentissage lorsqu'il semble donner un résultat satisfaisant en minimisation de la fonction d'erreur.

Le troisième, sera réservé pour évaluer les capacités du réseau à se généraliser et à simuler les outputs relatifs à un autre ensemble de données.

Enfin, il est à signaler que le réseau neuronal est privilégié pour traiter des non linéarités, et de la complexité en travaillant sur des données caractérisées par l'incomplétude et l'imprécision.

De même, les réseaux de neurones permettent le traitement des variables qualitatives à travers des neurones recevant des valeurs binaires comme c'est le cas pour la segmentation et la classification en sciences comportementales (Collins & Clark, 1993).

Sous section II : La logique floue

La logique floue constitue l'une des meilleures techniques de modélisation des différents phénomènes. Elle a mis en exergue le fossé qui sépare les représentations mentales de la réalité et les modèles mathématiques connus à base de variables booléennes (vrai / faux).

II- 1. La théorie des ensembles flous : Les travaux de L. Zadeh et ses associés se basent sur le constat suivant : « *Très souvent, les classes d'objets rencontrés dans le monde physique ne possèdent pas de critères d'appartenance bien définis* » (cité par NGUYEN PHUNG, 2001).

Ainsi, ce penseur a suggéré qu'au lieu de chercher à tout prix un seuil unique S décidant l'appartenance à un ensemble dans un contexte donné, il semble plus réaliste de considérer deux seuils S_1 , S_2 , avec une fonction d'appartenance donnant à chaque individu un degré d'appartenance (compris entre 0 et 1) selon lequel l'individu en question appartient à une classe donnée. En deçà de S_1 , l'individu appartient complètement à une classe (quand le degré d'appartenance est maximal et égal à 1) ; au delà de S_2 , il n'appartient plus du tout à cette classe (par convention, le degré d'appartenance est égal à 0). Entre S_1 et S_2 , les degrés d'appartenance seront intermédiaires (entre 0 et 1).

La logique floue part essentiellement de la notion de variable linguistique. Ce type de variables sert à modéliser des connaissances imprécises ou incomplètes.

II-2. Le système flou

Un système flou est un processus de formulation de relations entre des entrées (inputs) et des sorties (outputs) en utilisant les règles de la logique floue (The Math Works, 2001).

A partir de ces relations, une décision peut être extraite ou une forme peut être découverte.

Ce processus met en relief un certain nombre d'outils, que sont : les fonctions d'appartenance, les opérateurs logiques et les If-Then rules (règles Si –Alors). La figure N° 2 donne une illustration de son fonctionnement.

➤ *Fonctions d'appartenance :*

- les ensembles flous décrivent des concepts vagues ;
- Un ensemble flou admet la possibilité d'une appartenance partielle en lui ;
- L'appartenance d'un objet à un ensemble flou est déterminée par un degré d'appartenance compris entre 0 et 1.
- La fonction d'appartenance associée à un ensemble flou relie la valeur de l'input à sa valeur d'appartenance appropriée ;

- *Opérateurs logiques* : il s'agit d'un certain nombre d'opérations sur les ensembles classiques et qui ont été généralisées pour être appliquées aux ensembles flous. On pourrait citer :
- L'opérateur NON (complément) ;
 - L'opérateur ET (intersection) ;
 - L'opérateur OU (union) ;
 - L'implication floue

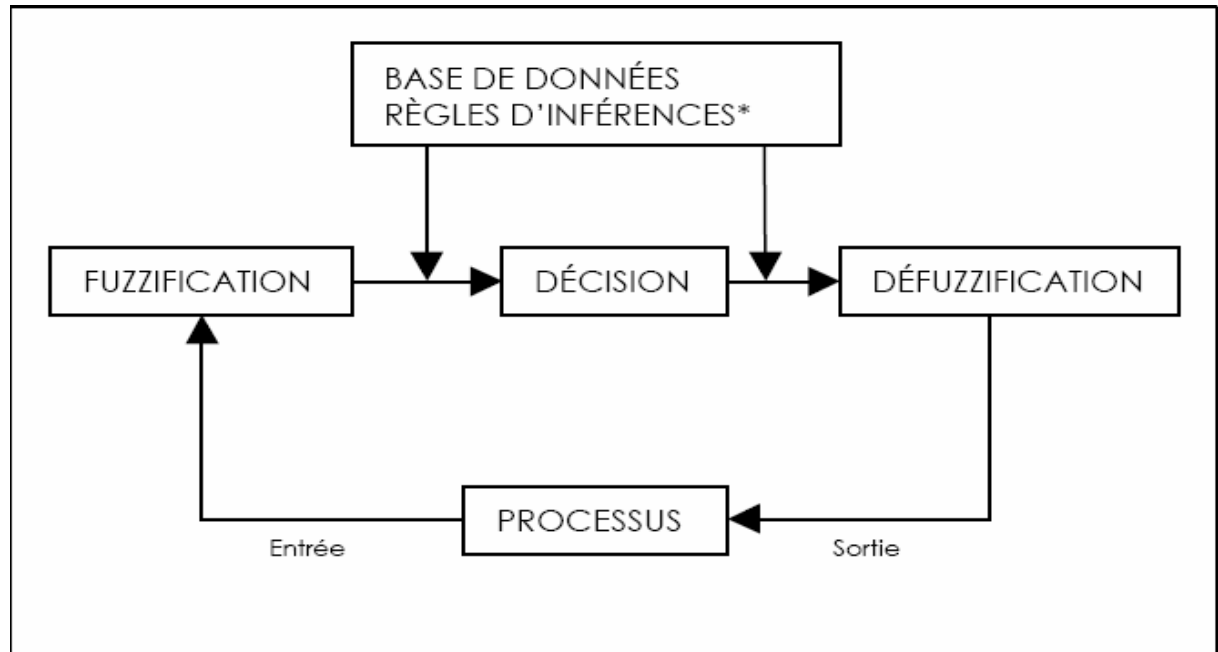


Figure 2 : processus d'un système flou

- Règles If- Then : l'interprétation de ce type de règles est un processus de quatre étapes :

- 1- **Définition des entrées et des sorties** ;
- 2- **Fuzzification ou définition des fonctions d'appartenance des variables**. Il s'agit, en fait, d'attribuer à chaque variable des degrés d'appartenance à différents états que l'on doit définir ;
- 3- **Création des règles d'inférence** : cela consiste en une formulation de règles qui lient les données aux actions. Ces règles sont établies par une personne experte dans le domaine et non pas par un programmeur.
- 4- **Calcul et défuzzification** : une fois les calculs faits, on obtient un schéma de résultats qui n'est autre qu'une valeur floue. L'objectif est de transformer cette valeur floue en grandeur réelle. Pour cela, il existe trois grandes méthodes :
 - ❖ La méthode du maximum qui correspond à l'abscisse minimum de l'ordonnée maximum de la surface. Elle est peu utilisée.
 - ❖ La méthode de la moyenne pondérée ;
 - ❖ La méthode des centroides est la meilleure. Elle consiste tout simplement à calculer les centres de gravité des surfaces.

De plus, il existe deux types de système d'inférence que l'on peut utiliser selon le besoin. La méthode MAMDANI est la plus connue et qui présente les caractéristiques suivantes :

- Elle est intuitive ;
- Elle largement utilisée ;

- Elle simule le raisonnement humain ;

Par ailleurs, la méthode dite Sugeno, introduite pour la première fois en 1985, présente, quant à elle, les avantages suivants :

- Très efficace du point de vue de calcul ;
- Elle fonctionne bien avec les techniques linéaires, l'optimisation et les techniques dites adaptives ;
- Enfin, elle privilégie l'analyse mathématique ;

Concernant les domaines d'application de la logique floue en finance, on peut citer l'évaluation d'actifs et de crédit, l'évaluation du risque, la souscription des contrats d'assurance, les recherches commerciales, la segmentation, etc.

Sous Section III : Les Algorithmes Génétiques

Holland fut le premier qui a proposé les Algorithmes Génétiques (AGs) dans les années 70. Ces derniers sont des algorithmes d'optimisation stochastique fondés sur les mécanismes de l'évolution génétique des espèces, plus précisément, du principe de sélection naturelle.

III-1. Présentation des Algorithmes Génétiques

Les AGs travaillent sur une population de points au lieu d'un point unique. Contrairement aux autres méthodes, Ils utilisent un codage des paramètres et non les paramètres eux mêmes. De plus, les AGs ne prennent en considération que les valeurs de la fonction étudiée, pas sa dérivée, ou une autre connaissance auxiliaire (Vallée & Yildiwoglu, 2001).

Lors de leur fonctionnement, ils utilisent des règles de transition probabilistes (en situation de croisement ou de mutation par exemple) et non déterministe.

Un AG manipule une population de taille constante N . Cette population se compose d'individus, chacun représente le codage d'une solution potentielle au problème posé, donnée sous la forme d'une chaîne de caractères. Chaque chaîne de caractères correspond à un Chromosome (individu / séquence). Chaque caractère à un gène et chaque lettre de l'alphabet à un allèle.

Le *locus* est la position d'un gène au sein d'un chromosome. Reste la fonction sélective, qui permet d'associer une valeur à chaque individu de la population. Cette fonction est souvent une transformation de la fonction objective à optimiser (appelée fonction de *fitness*).

Par ailleurs, il existe trois principaux types de codage : binaire, *gray* ou réel. Le fonctionnement d'un algorithme génétique se base sur les phases suivantes (Vallée & Yildizoglu, 2001) :

- ❖ **Initialisation** : il s'agit de générer aléatoirement une population d'individus de taille donnée ;
- ❖ **Evaluation** : chaque chromosome est décodé puis évalué ;
- ❖ **Sélection** : utilisation d'une technique de sélection appropriée afin de créer une nouvelle population de N chromosomes ;
- ❖ **Reproduction** : il s'agit, en fait, de recombinaison deux individus appariés (lors de la phase précédente) pour créer deux nouveaux individus. Il y a donc possibilité de mutation ou de croisement au sein de la nouvelle population.
- ❖ **Retour** : à la phase de décodage et d'évaluation des chromosomes, jusqu'à l'arrêt du processus.

III-2. Opérations génétiques classiques : ces opérations jouent un rôle déterminant dans la réussite d'un AG. Les principaux opérateurs sont en nombre de trois :

- *Opérateur de Sélection* : la sélection est la première étape du fonctionnement d'un algorithme génétique. L'objectif est de sélectionner des chromosomes en fonction de leur valeur sélective. Les individus qui disposent d'une meilleure valeur sélective seront choisis. Pour ce faire, il existe plusieurs méthodes pour la sélection. La roue de loterie biaisée (Roulette Wheel) de Goldberg en est la plus connue et utilisée.
- *Opérateur de Croisement* : la recombinaison se fait en deux étapes essentielles :
 - **L'appariement** : consiste à choisir deux individus parmi ceux qui ont été sélectionnés pour en créer d'autres (Kernat, 1997). Il y'a diverses méthodes pour ça, parmi lesquelles : l'appariement aléatoire, la consanguinité et le croisement entre lignées ou inter fécondations (la lignée résulte de l'appariement de deux individus proches au sens de la distance de Hamming).
 - **Le croisement** : cet opérateur combine deux individus appariés avec une probabilité P_c , qui est classiquement, comprise entre 0.5 et 0.9 .Plus cette probabilité est élevée et plus la population subira un changement.
- *Opérateur de Mutation* : lors d'un processus de sélection, certaines informations peuvent disparaître de la population. Afin d'éviter l'établissement de populations uniformes incapables d'évoluer, l'opérateur de mutation permettra de modifier aléatoirement, avec une probabilité donnée P_m , la valeur d'un composant de l'individu, mais il ne crée, généralement, pas de meilleurs individus. Le choix de cette probabilité est d'une importance cruciale. En effet, P_m dépend de la taille N de la population, et de la longueur des individus (chromosomes). Elle est inversement proportionnelle à la probabilité de croisement ; plus elle est élevée et plus la performance de l'AG décroît.

Actuellement, les chercheurs visent une réduction du temps de convergence de l'AG, et l'amélioration de la qualité de la population finale.

III-3. Utilisation des Algorithmes Génétiques

Les AGs font l'objet de plusieurs applications dans plusieurs domaines. En finance particulièrement, les recherches portent sur la prévision (séries temporelles, économétrie, etc.), l'optimisation et sur la prise de décision financière en général.

En assurance, les recherches sont orientées vers la résolution des problèmes liés à la classification (segmentation, évaluation), à l'optimisation des stratégies commerciales et de la gestion du portefeuille et, enfin, à la compétitivité d'un produit financier ou d'assurance (Shapiro, 2000).

Sur le plan logiciel, le module « Genetic Algorithm & Direct Search » dans sa première version, fonctionnant sous MATLAB 7 (The Mathworks, 2004) constitue l'un des meilleurs instruments les plus conviviaux, développé à des fins de résolution et d'analyse de problèmes liés essentiellement aux algorithmes génétiques.

SECTION II – Les apports de l'intelligence artificielle à l'amélioration du processus de décision financière et économique

Depuis le début de la décennie, 1990, les applications de l'intelligence artificielle en finance se sont multipliées. Elle concernent trois principaux domaines : la prévision, l'optimisation et la classification. La finalité d'utilisation de ces nouvelles et de fournir une information fiable au moment opportun et au moindre coût. En effet, la valeur d'une information est déterminé par son utilisation, c'est-à-dire est fonction du résultat de la décision dans laquelle elle est utilisée. De plus, certains chercheurs et praticiens insistent sur

le fait que la valeur de l'information s'accroît avec son actualité, son exhaustivité, son exactitude et sa fiabilité. Or, ce type de méthodes pourrait parfaitement satisfaire ces conditions.

Sous – section I : En matière de prévision

La revue de la littérature fait ressortir différentes finalités d'utilisation de techniques modernes par opposition aux méthodes statistiques traditionnelles. Les outils intelligents représentent une source importante de solutions pour des problèmes variés, qui touchent essentiellement à des aspects stratégiques de la vie de l'organisation.

Les réseaux de neurones ont été utilisés à des fins de prévision en exploitants le passé d'une variable en vue d'extraire des relations permettant de prédire sa valeur future. En outre, les réseaux de neurones sont capables de découvrir la forme de ces relations (linéaire, non linéaire). Ainsi, les réseaux de neurones ont été utilisés pour prévoir la volatilité des indices boursiers, le taux de change, le taux d'inflation dans une économie donnée (Paquet, 1997).

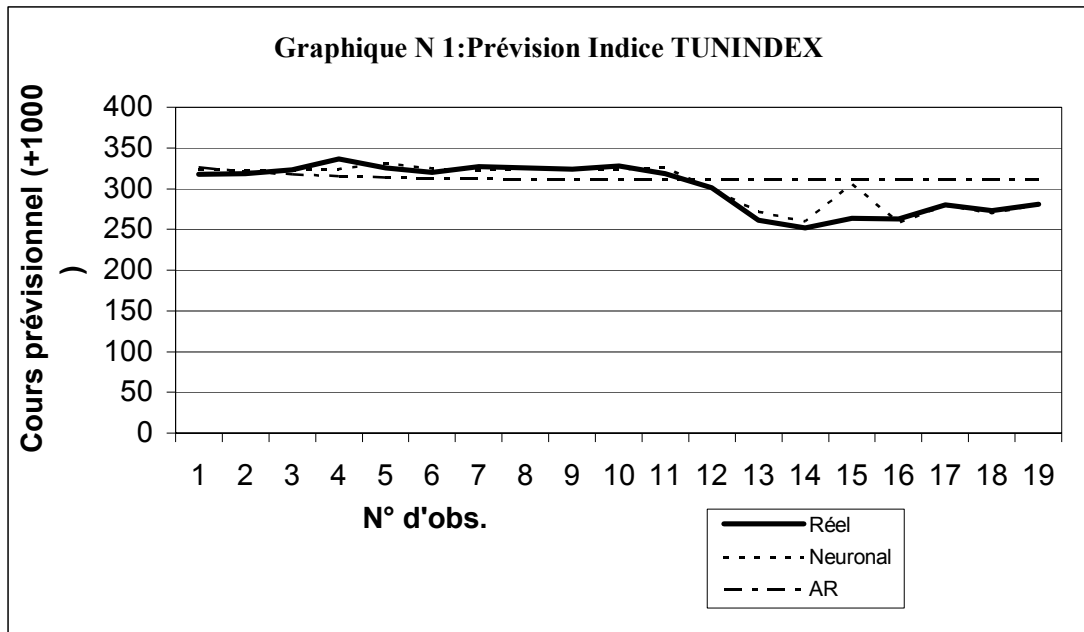
En particulier, une étude dans le contexte tunisien (Tir & Abbas, 2004) montre comment les prévisions d'indices boursiers peuvent être améliorées en utilisant le réseau neuronal.

En fait, Les intervenants sur le marché boursier recourent, généralement, aux méthodes statistiques pour prévoir l'évolution des cours. Cependant, la pertinence de ces méthodes est, de plus en plus contestée. Cela est du essentiellement aux hypothèses simplificatrices, aux anomalies et à l'inefficience du marché en général. De plus, supposer la linéarité des distributions des cours, par exemple, n'a plus de sens eu égard aux résultats médiocres obtenus (Gradojevic & Young, 2000 ; Medeiros et al. 2000).

A cet égard, l'utilisation des réseaux neuronaux pour prévoir le comportement des deux indices du marché boursier tunisien semble conduire à des résultats satisfaisants. Ces derniers confirment, d'une part, l'existence des non linéarités dans lesdites distributions, et que les points aberrants ne sont pas régulièrement répartis dans le temps d'autre part.

En effet, la performance réalisée par le réseau de neurones TUNINDEX [1-6-1] est nettement supérieure à celle enregistrée par le modèle ARIMA (1,1,1). Idem pour L'IBVMT.

Le tableau suivant montre avec clarté que l'on peut prévoir l'indice boursier TUNINDEX avec un réseau neuronal d'architecture [1-6-1], car sa performance est la meilleure et de l'ordre de (0.047).

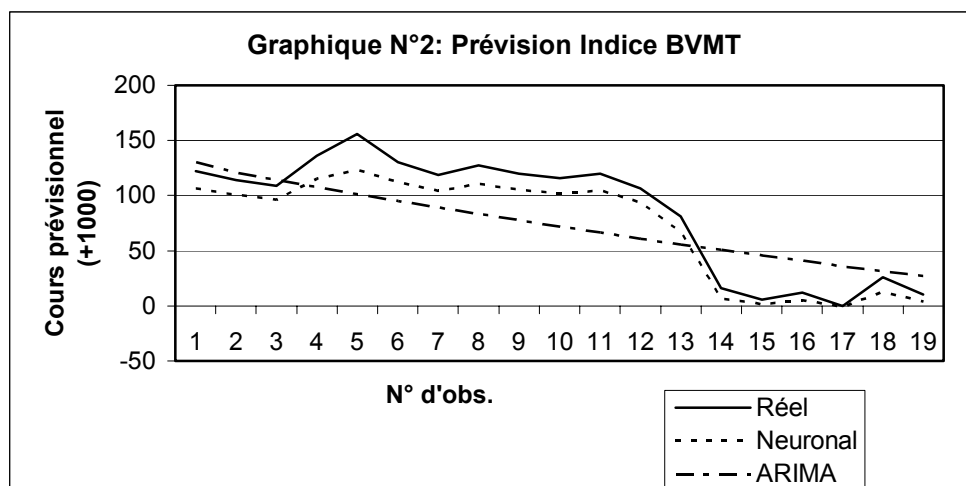


Ensuite, l'échantillon test a été utilisé pour produire des prévisions. Ces mêmes prévisions ont été confrontées aux observations réelles pour juger l'efficacité de la méthode. La prévision s'effectue en simulant les outputs de l'échantillon test. Nous avons effectué aussi la prévision sous le modèle ARIMA (1,1,1). Le graphique n° 1 retrace l'évolution des trois séries (observations réelles, prévues selon la méthode neuronale et prévues selon le modèle ARIMA).

Effectivement, le réseau suit de très près l'évolution de la série TUNINDEX après qu'il a découvert la relation existante entre les inputs et outputs, qui ne sont que les observations de cette série. Par voie de conséquence, ce réseau de neurones [1-6-1] est capable de générer des prévisions hebdomadaires fiables de l'indice TUNINDEX. Ainsi, la révision de l'architecture de ce réseau pourrait intervenir dans les six mois qui suivent sa mise en place (Haji & Al-Mahmeed, 1999).

L'indice IBVMT n'échappe à cette règle. Le réseau de neurones [1-4-1] enregistre une performance de 0.017 nettement élevée par rapport à celle que le modèles ARIMA (2,1,1) a fournie.

Bien évidemment, le MRSE (Mean Root Squared Error) reste un indicateur largement accepté pour mesurer le pouvoir explicatif des réseaux ainsi celui des modèles. Le graphique n° 2 illustre l'évolution de cet indice pour l'échantillon test requis.



Nous remarquons d'après ce graphique qu'à l'opposée du modèle ARIMA, le réseau de neurones arrive à suivre aussi l'évolution et à déceler les points aberrants que présente l'IBVMT.

La tendance des cours boursiers est à la baisse. C'est ce que montrent les deux indices.

Elle l'est depuis 1996. Cela peut être justifié par le fait qu'il existe un mouvement de ré intermédiation avec un appel accru aux intermédiaires (banques) tant du coté financement qu e celui du placement (Djelassi, 2004).

Quant à la qualité de prévision, quelle que soit la rigueur de la méthode utilisée, ce qui intéresse le prévisionniste c'est de prévoir l'évolution de l'indice boursier. Cela fait appel aux débats autour de l'efficience ou l'inefficience du marché boursier. Dans la mesure où un marché est efficient, il est impossible d'effectuer des prévisions. Or, il est difficile de prouver qu'un marché l'est réellement. Inversement, il est plus facile de prouver qu'il n'est pas efficient. Dans notre cas, la prévision des deux indices à partir de leurs valeurs historiques est possible et relativement fiable. Ce qui signifie que le marché boursier tunisien est inefficent et présente plusieurs anomalies. Ce résultat est confirmé par les conclusions d'une brillant étude effectuée sur ce marché (Hellara, 1998).

En effet, l'existence d'anomalies renforce l'inefficience du marché boursier. Elles sont liées au comportement micro-économique des différents intervenants. Parmi ces anomalies, on pourrait citer : l'irrationalité, l'hétérogénéité (asymétrie) de l'information, l'intensité concurrentielle, les techniques de couverture disponibles, l'existence de spéculateurs déstabilisants, le mimétisme ou encore la saisonnalité.

Quant aux algorithmes génétiques, ce domaine (la prévision) constitue une voie de recherche à grand potentiel. Les AGs peuvent rechercher une forme fonctionnelle, des valeurs des coefficients de régression etc. La prévision du taux de change en est l'exemple (Drake & Marks, 2002).

Selon (vallée & Yildizoglu, 2001), les AGs ont été adaptés aux problèmes de séries temporelles (type de modélisation, valeur des coefficients etc.). On peut rajouter une piste de recherche, qui est proche du Data mining. Celle-ci consiste à prévoir des événements rares. La prévision de tels événements est très importante pour certaines activités de banque et d'assurance, par exemple : carte de crédit en utilisant un historique d'achats, comportements inhabituels sur un marché financier, les comportements frauduleux en assurance etc.).

Enfin, la logique floue a permis la prévision de différents phénomènes à travers ce qu'on appelle variable linguistique. Elle reste l'instrument privilégié quand il s'agira de données imprécises ou incomplètes.

Selon (Shapiro, 2000), la logique floue répond aux besoins de la modélisation, par les spécialistes de la finance, dans les domaines suivants : l'évaluation des taux, le calcul actuariel, la souscription et l'élaboration de stratégies d'investissements. Combiner plusieurs approches est très bénéfique et recommandé et peut aboutir à des résultats satisfaisants ou meilleurs (Gradovec et al ; 2002).

Sous -section II : En matière d'optimisation

Les AGs sont, généralement, connus pour leur puissance en matière d'optimisation. Ils ont été exploités pour identifier les réseaux de neurones qui présentent une meilleure performance. Cela consiste à évaluer le nombre de neurones que comprend la couche cachée d'un réseau neuronal jugé performant. Plusieurs études ont traité cette question (Montagno et al, 2002).

Vallée & Yildizoglu (2001) citent trois principaux succès des AGs dans le domaine de l'optimisation :

- Dans le cadre du management passif, les AGs contribuent largement à l'identification de meilleurs portefeuilles (composés d'actions, d'obligations etc.), ou à choisir un portefeuille optimal.
- Une application, c'est la capacité des AGs à chercher des règles optimales de prévision (sous forme : Si - Alors), afin de prévoir les performances futures d'un portefeuille donné. Autrement dit, l'algorithme génétique, à partir de l'évolution passée d'une valeur mobilière, pourrait prédire l'évolution future de son cours. En outre, les chercheurs recommandent l'utilisation de modèles mixtes qui améliorent nettement l'ensemble des résultats (utilisation d'un réseau de neurones avec un algorithme génétique d'optimisation, ou un système neuro-flou).
- Enfin, la découverte de règles optimale d'échanges (Trading Rules), peut être réalisée par les AGs, sur les marchés d'actions et des changes (Drake & Marks, 2000). Selon ces auteurs, les AGs ont donné des résultats prometteurs. En conséquence, les stratégies d'échanges élaborées ont généré un gain satisfaisant.

III- En matière de classification

La classification représente un des plus importants domaines d'application de l'intelligence artificielle en finance. Elle concerne les risques, la clientèle, les entreprises etc.

L'objectif est d'évaluer, élaborer un tarif ou encore segmenter une clientèle ou un marché donné.

Les réseaux de neurones ont répondu à ce besoin naissant. Les banques, assurances et différents établissements financiers les ont utilisé pour élaborer des politiques et tracer des plans d'actions. Parmi les domaines concernés : la souscription des contrats d'assurances, évaluation du risque crédit particulier et crédit entreprises, la valorisation des placements financiers et la détection de comportements frauduleux à propos des déclarations des risques et des sinistres. La finance comportementale, quant à elle, a bénéficié de ces avancées. La confrontation des résultats des modèles d'évaluation d'actifs avec ceux générés par des réseaux neuronaux a permis de tirer des remarques concluantes (Paquet, 1997).

Les données utilisées sont généralement, des batteries de ratios financiers, ou des caractéristiques descriptives d'un échantillon (ou population) donné.

Dans le but d'éviter ou de minimiser les risques d'insolvabilité, les réseaux neuronaux améliorent nettement le classement des entreprises par rapport aux techniques statistiques traditionnelles. A leur tour, les AGs ont donné des résultats très remarquables dans ce domaine. Une étude qui a porté sur les risques de banqueroute, élaborée par Varreto (1998), illustre clairement l'efficacité des AGs par rapport à l'analyse discriminante linéaire. Bien que

concluant sur une relative supériorité de la méthode traditionnelle, l'auteur rappelle le caractère rapide et moins contraignant que revêtent les AGs dans l'obtention des résultats. Enfin, la classification offre un terrain d'expérimentation très intéressant au concept des ensembles flous. La classification floue est née essentiellement suite aux différents problèmes rencontrés au sujet de la segmentation. Les méthodes traditionnelles ont prouvé leurs limites. Ces limites sont au nombre de deux :

- La nature des données recueillies en fonction de la complexité du comportement du consommateur (préférences, attitudes etc.).
- La structure du marché, puisque il n'est pas simple de cerner avec clarté les frontières des classes d'individus.

L'approche par la logique floue avance le concept de degré d'appartenance, qui détermine la force avec laquelle un individu appartient aux différentes classes. En ce cas, ces classes peuvent être considérées comme des sous-ensembles flous.

Les techniques floues fournissent une matrice des degrés d'appartenance de chaque individu à chaque classe. Parmi ces techniques, l'algorithme C- Moyennes floues, K-plus proches voisins flous.

Ces techniques aident le manager à segmenter un marché, une clientèle donnée selon ses caractéristiques socio- démographiques, un ensemble de prestations de services, produits etc.

CONCLUSION

Au terme de cette communication, il apparaît que les outils intelligents (réseaux neuronaux, la logique floue et algorithmes génétiques), de plus en plus, une importance cruciale en finance comme en économie en général.

L'apport considérable de ces techniques est varié. Il touche essentiellement à la prévision, à l'optimisation ou encore à la classification.

Ainsi, la mise en place et en œuvre de systèmes intelligents permet d'instaurer une volonté continue d'actualiser les données économiques et financières, d'inciter les opérateurs à collecter mieux les informations et les bien classifier. Ce processus de traitement de l'information disponible sur différents supports est déterminant pour une prise de décision correcte et adéquate.

Ainsi, les administrations comme les entreprises économiques sont appelées, de plus en plus, à adopter des techniques en vue d'améliorer la performance de leurs systèmes d'information. Cela pourrait conduire à réduire l'incertitude, à maîtriser les risques et à la bonne exécution des stratégies.

Enfin, parmi les approches heuristiques actuelles et futures, on pourrait citer l'utilisation des ensembles approximatifs (Rough Sets) et des systèmes d'induction Homme-Machine. Le but ultime étant d'aider les décideurs à structurer leurs décisions.

References

- ANASTASAKIS L., MORT N., (2001), *Applying a feed ward neural network for the prediction of the USD/GBP exchange rate*, communiqué par les auteurs.
- BLAYO F., réseaux de neurones artificiels : du laboratoire au marché industriel, revue *Informatik*, 1/1998 : 7- 13.
- BLOSCH M., (2001), Pragmatism and Organizational Knowledge Management, *Knowledge and Process Management*, Vol. 8, N° 1: 39- 47.
- 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.
- BOURBONNAIS (R), 2002, *L'économétrie*, Dunod Ed.
- CHERNICHOVSKY D., BOLOTIN A., DE LEEUW D., 2001, *A Fuzzy Logic Approach Toward Financing*, Working Paper n° 8470, National Bureau of Economic Research.
- COLLINS J. M., CLARK M. R., (1993), An application of the theory of neural computation to the prediction of workplace behaviour : an illustration and assessment of network analysis, *Personnel Psychology*, 46 : 503- 524.
- CONNELL C., KLEIN J. H., LOEBBECKE C., POWELL P., (2001), Towards a Knowledge Management Consultation System, *Knowledge and Process Management*, Vol. 8, N° 1: 48-54.
- DEMUTH H., BEALE M., (2001), *Neural Network Toolbox : for use with MATLAB*, version 4, The Mathworks.
- DJELASSI M., (2004), Les conséquences des réformes financières sur les structures de financement en Tunisie, *Techniques financières & Développement*, mars, n° 74 : 44-59.
- DUNIS C. L., WILLIAMS M., (2002), *Modelling and trading the EUR / USD Exchange Rate : do neural network model s perform better ?*, working paper, CIBEF, Liverpool.
- GETZ I., (1994), Systèmes d'information: l'apport de la psychologie cognitive, *Revue Française de Gestion*, Juin- Août : 93- 108.
- GIOVE S., (2002), *Fuzzy logic and Clustering Methods for Time Series Analysis*, research program of National Interest 'Models for the Management of Financial, Insurance and Operations Risks', university of Venice.
- GRADOJEVIC N., YANG J., GRAVELLE T., (2002), *Neuro-Fuzzy Decision – Making in Foreign Exchange Trading and Other Applications*, UBC Economics Department, Canada.
- GRADOJEVIC N., YANG J., (2000), *The Application of Artificial Neural Networks to Exchange Rate Forecasting : The Role of Market Microstructure variables*, Working Paper n° 2000-23, Bank of Canada.
- HAJI J. M., AL-MAHMEED M. A., (1999), Neural Networks: predicting Kuwaiti KD currency Exchange Rates versus US Dollar, *Arab Journal of Administrative Sciences*, Vol . 6, n° 1 : 17- 35 .
- HELLARA S., (1998), Efficiencie et / ou anomalies sur les marchés boursiers : cas de la BVMT, *Revue de Sciences Juridiques, Economiques et de Gestion*, vol. II, N° 3 : 151-196.
- ILLES P., YOLLES M., (2002), Across the great divide: HRD, technology translation, and knowledge migration in bridging the knowledge gap between SMEs and universities, *Human Resource Development International*, 5:1, pp. 23- 53.

- KANAS A., KOURETAS G. P., 2001, Black and Official Exchange Rate Volatility and Foreign Exchange Controls: Evidence from Greece, *International Journal of Finance and Economics*, 6 : 13-25.
- KASABOV N., DENG D., ERZEGOVEZI L., FEDRIZZI M., BEBER A., (2003), *Hybrid Intelligent Decision Support Systems for Risk Analysis and Prediction of Evolving Economic Clusters in Europe*, working paper, University of Otago, New Zealand.
- LESAGE C., (2001), *Evaluation du Risque d'Audit : proposition d'un modèle linguistique*, Cahier de Recherche CEREG n° 9713, Université Dauphine.
- MACK M., (1995), L'Organisation Apprenante Comme Système de Transformation de la Connaissance en Valeur, *Revue Française de Gestion*, Sep.- Oct. : 43- 49.
- MEDEIROS M. C., VEIGA A., PEDREIRA C. E.,(2001), *Modelling exchange rate : smooth transitions, neural networks and linear models*, IEEE transactions on neural networks, special issue on Financial Engineering.
- MONTAGNO R., SEXTON R. S., SMITH B. N., (2002), *Using neural networks for identifying organizational improvment strategies*, www. faculty.smsu.edu /r /rss000f.
- NGUYEN PHUONG T., (2001), *Segmentation des Marchés et Approche Neuro-Floue*, Workshop Marketing & Gestion, mars 8th, CREREG, university of Rennes I, France.
- PAQUET P., (1997), *L'utilisation des réseaux de neurones artificiels en finance*, document de recherche n° 1-1997. Laboratoire Orléanais de Gestion.
- PATEYRON E. A., (1996), Pour un nouveau management, revue *PERSONNEL – ANDCP*, N° 371 : 58 – 61.
- PAVLIDIS N. G., TASOULIS D. K., VRAHATIS M. N., (2002), *Financial forecasting through unsupervised clustering and evolutionary trained neural networks*, working paper, Department of Mathematics, University of Patras, Greece.
- PIROS A., GERMOND A., CZENICHOW T., (1998), Prévission de séries temporelles industrielles, *revue Informatik*, 1/1998 : 10-13.
- SHAPIRO A. F., (2000), *Self Computing Applications in Actuarial Science*, working paper, Penn university.
- SIMON Y., (1993), *Techniques Financières Internationales*, Ed. Economica.
- SPARROW J., (2001), Knowledge Management in Small Firms, *Knowledge and Process Management*, Vol. 8, N° 1, pp. 3-16.
- STATSOFT (1997), *Statistica for windows*, version 5.1, France.
- The Mathworks, (2001), *Fuzzy Logic Toolbox: for Use with MATLAB*, User's Guide.
- VON ALTROCK C., (2002), Applying Fuzzy Logic to Business and Finance, *OPTIMUS*, n° 2 : 38-39.