

La prévision de l'inflation par la méthode des réseaux de neurones : Le cas de la Tunisie.

By/Par | **Inès Abdelkafi*, Rochdi Feki*, Damien Bazin****

*Unité de Recherche en Economie du Développement (URED), Ecole Supérieure de Commerce de Sfax, Université de Sfax,

**Université de Nice Sophia Antipolis, CEMAFI

ABSTRACT

The neural approach drew the interest of many researchers for time series analysis and forecasting in diverse domains. In this paper, we study the ability of artificial neural networks (ANN) such as "multilayer perceptrons" to predict the Tunisian inflation rate. We try to find a better technical of inflation forecasting by comparing the results obtained using ANN to those provided by linear autoregressive models (AR) and the "naive" forecasting model. The comparison is based on the root-mean-square error (RMSE) criterion and the improvement rate of the latter (measured against the random walk). The results found showed the superiority of the RNA to trace the series evolution and to offer a better performance in terms of predictive power for inflation rate in Tunisia.

Keywords: Inflation rate, forecasting time series, artificial neural networks.

RÉSUMÉ

L'approche neuronale a occupé l'intérêt d'un grand nombre de chercheurs pour l'analyse et la prévision des séries temporelles dans divers domaines. Dans ce papier, nous étudions la capacité des réseaux de neurones artificiels (RNA) de type « perceptrons multicouches » pour prévoir le taux d'inflation en Tunisie. Nous essayons de trouver une meilleure technique de prévision de l'inflation en comparant les résultats obtenus par les RNA par rapport à ceux fournis par les modèles autorégressifs linéaires (AR) et par le modèle de prévision « naïve ». La comparaison est effectuée sur la base du critère de la racine carrée de l'erreur quadratique moyenne (*root-mean-square error* : RMSE) et sur le taux d'amélioration de ce dernier (évalué par rapport à la marche aléatoire). Les résultats trouvés ont montré la supériorité des RNA qui permettent de mieux retracer l'évolution de la série et offrent une meilleure performance en termes de pouvoir prédictif du taux d'inflation en Tunisie.

Mots clés : Taux d'inflation, prévision des séries temporelles, réseaux de neurones artificiels.

JEL classification : E31, C32, C45.

INTRODUCTION

L'inflation se définit comme la hausse généralisée et durable des prix. Elle se traduit par une baisse du pouvoir d'achat de la monnaie attribuée à l'excès de liquidité, entraînant un déséquilibre entre l'offre et la demande des quantités de production. Les inconvénients de l'inflation sont nombreux : l'inflation modifie la structure des revenus entre prêteurs et emprunteurs, fausse le processus de décision des agents, provoque de l'auto-inflation¹, accroît le chômage, entraîne la dépréciation de la monnaie nationale sur le marché des changes et réduit la croissance économique. Ainsi, les effets de l'inflation sur les économies expliquent le recentrage des politiques monétaires dans quasiment tous les pays développés, sur le seul objectif de stabilité des prix depuis les années 1980.

De plus, la prévision de l'inflation constitue une préoccupation principale pour les décideurs et a fait l'objet de nombreux travaux qui utilisent différentes techniques de prévision dont l'objectif est de proposer une meilleure visibilité sur l'évolution future. En Tunisie et à partir du mois de mai de l'année 2006, la banque centrale a reçu pour mission principale la préservation de la stabilité des prix. Et depuis, elle n'a pas arrêté de déployer des efforts pour mettre en place un dispositif de prévision de l'inflation et d'aide à la prise de décision.

Depuis le début des années quatre vingt dix, les Réseaux de Neurones Artificiels (RNA) ont fait leur entrée dans les sciences économiques en tant que méthode quantitative de prévision. L'avantage des RNA par rapport aux techniques statistiques traditionnelles réside dans le fait qu'ils permettent de modéliser des problèmes complexes dans lesquels une relation mathématique explicite entre les variables en question n'est pas évidente. En plus, lorsqu'on travaille avec les RNA, aucune hypothèse *a priori* sur les variables n'est nécessaire. Dans ce papier, nous utilisons les RNA pour prévoir le taux d'inflation en Tunisie et comparer les résultats avec ceux obtenus par deux techniques traditionnelles : le modèle de prévision naïve et les modèles autorégressifs linéaires.

Ce travail est organisé comme suit : la section 2 est consacrée à l'exposition des techniques de prévision de l'inflation les plus utilisées dans la littérature. La section 3 présente un aperçu sur les RNA, leur mode de fonctionnement et leur utilisation dans la prévision des séries temporelles. La section 4 est réservée à une application de cette technique sur la série de l'inflation observée en Tunisie. Les conclusions de ce travail sont présentées dans la dernière section.

LA PRÉVISION DE L'INFLATION

Stock et Watson (1999) sont les premiers à présenter une fonction de réaction qui permet la prévision de l'inflation en se basant sur l'inflation antérieure et sur plusieurs indicateurs économiques. Ils ont effectué des recherches sur la capacité prévisionnelle de la courbe de Phillips qui présente une relation inverse entre chômage et inflation et ce, pour le cas des Etats-Unis. Toutefois, les travaux basés sur un modèle bivarié, ont été critiqués du fait que d'autres indicateurs, qui peuvent être importants dans le modèle, sont ignorés. Pour faire

¹ Les entreprises versent une prime de risque liée à l'évolution du prix. Le coût de cette prime de risque est reporté sur le prix de vente final, ce qui entretient l'inflation, c'est le phénomène « d'auto inflation ».

face à ce problème, deux approches ont été proposées dans la littérature. La première utilise des indices de diffusion ou de facteurs communs qui peuvent résumer les contenus en information d'un groupe d'indicateurs à des fins de prévision. La deuxième se base sur des méthodes qui combinent des prévisions produites par les modèles d'indicateurs simples.

Cependant, plusieurs auteurs préfèrent l'utilisation de la méthodologie des séries temporelles en expliquant l'inflation par ses valeurs passées. Ils considèrent que l'inflation antérieure dépend des autres facteurs économiques de la même période et de ce fait, elle renferme toute l'information nécessaire à la prévision. Atkenson et Ohanian (2001) ont utilisé le modèle naïve pour prévoir l'inflation aux Etats-Unis. Dans ce type de modèle, on suppose que la meilleure prévision du taux de l'inflation correspond au dernier taux d'inflation observée. Alors que d'autres auteurs ont appliqué les modèles autorégressifs et moyenne-mobile (*autoregressive moving average* : ARMA), pour trouver une prévision de l'inflation européennes. Ils ont montré que cette méthode produit des erreurs de prévision minimales par rapport aux autres techniques de prévision.

D'autres travaux ont montré l'utilité de la méthode de prévision basée sur les RNA dans la prévision de l'inflation. L'avantage majeur des RNA réside dans leur capacité d'apprentissage des dépendances entre les variables en se basant sur un nombre fini d'observations. Cette caractéristique les rend suffisamment flexibles pour modéliser les relations complexes sans avoir besoin d'aucune hypothèse *a priori* sur la distribution des variables.

Les RNA constituent une méthodologie de plus en plus utilisée dans de nombreux domaines tels que la robotique, la reconnaissance des formes et des signaux, l'analyse du signal, les diagnostics médicaux, etc. Depuis quelques années, les RNA ont suscité une attention croissante de la part des économistes et des financiers en raison de leur potentiel de détection et de reproduction des relations linéaires et non linéaires ; diagnostics économiques et financiers, prévision et modélisation du marché, sélection d'investissement, etc.

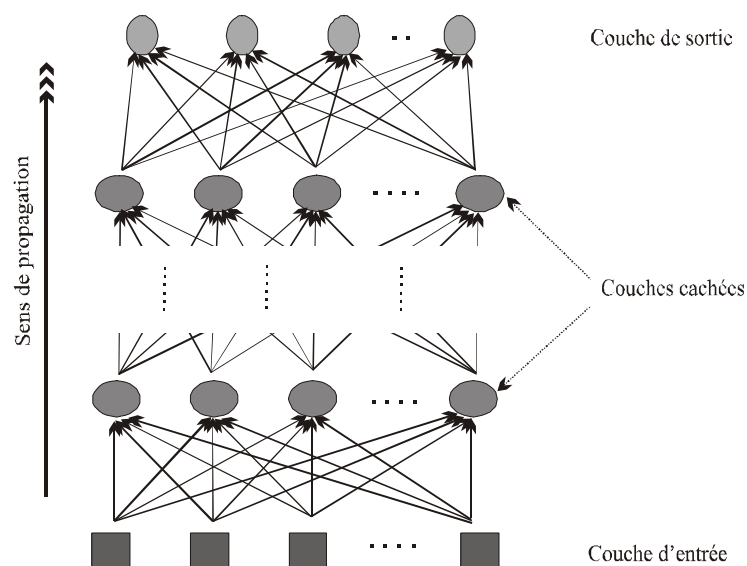
APERCU SUR LES RÉSEAUX DE NEURONES ARTIFICIELS

Inspirée du fonctionnement du cerveau humain, l'approche neuronale est une technique relativement récente qui constitue un modèle mathématique permettant d'approximer des relations entre des variables. Contrairement aux approches classiques, cette opération s'effectue sans imposer une forme fonctionnelle particulière aux données, et sans poser d'hypothèses *a priori* sur la distribution des variables en question. De ce fait, les RNA sont les bienvenus dans les applications économiques et financières, dans lesquelles les relations entre les variables sont rarement connues, ou sont très complexes, de telle sorte que les techniques habituelles sont difficiles à mettre en œuvre. Selon Dreyfus (1998), l'avantage principal des réseaux de neurones est qu'ils constituent des approximateurs universels parcimonieux. Ce qui signifie qu'ils nécessitent moins de paramètres ajustables pour fournir une précision comparable à celle obtenue avec les techniques classiques.

Fondamentalement, un RNA est un ensemble de cellules (neurones) connectées entre elles et organisées par couches. La première couche est appelée couche d'entrée, les cellules qui la composent reçoivent les informations du monde extérieur, il s'agit de l'entrée du réseau. La dernière couche est appelée couche de sortie et fournit les résultats du calcul effectué par le

réseau. Entre ces deux couches, on trouve les couches intermédiaires, appelées aussi couches cachées, dont les neurones n'ont aucun contact avec l'extérieur. Il existe plusieurs types de modèles neuronaux, chaque modèle présente une façon particulière de connecter les neurones à l'intérieur de chaque couche et de connecter les couches entre elles. Selon Kate et Jatinder (2000), environ 95% des applications effectuées dans le domaine des sciences de gestion utilisent un type particulier des réseaux de neurones : les perceptrons multicouches (*multilayered feed-forward neural networks*). Il s'agit de réseaux dans lesquels chaque neurone appartenant à n'importe quelle couche, sauf celle de sortie, est connecté seulement à tous les neurones de la couche suivante (aucune communication entre les cellules d'une même couche n'est autorisée). L'appellation « *feed-forward* » vient du fait que l'information se propage de la couche d'entrée vers la couche de sortie, en passant par les couches intermédiaires, sans retour en arrière.

Figure 1. Les perceptrons multicouches



Source : Les auteurs

Les cellules de la couche d'entrée reçoivent les vecteurs à l'entrée, puis les transmettent aux cellules de la couche suivante. Une cellule sur la première couche intermédiaire sera activée en évaluant l'intensité des informations qui lui sont transmises, puis calcule sa sortie.

Santin *et al.* (2004) ont utilisé la technique des RNA pour estimer une fonction de production et ils ont comparé ses performances avec les techniques traditionnelles. Ces auteurs suggèrent que la méthode des RNA est une alternative prometteuse aux approches traditionnelles. Dans une étude plus récente Feki (2007), a comparé une spécification basée

sur les RNA, la forme fonctionnelle Translog et celle de Fourier, pour l'approximation de la fonction de coût lorsque différentes technologies sont utilisées. Il a montré la supériorité de la méthode RNA en termes de performance.

D'autres études ont appliqué l'approche neuronale pour prévoir l'inflation américaine. On cite entre autres les travaux de Nakamura (2005) qui a comparé les RNA et la méthode de prévision basée sur un modèle autorégressif linéaire et qui a montré qu'à court terme (1 à 2 trimestres) la méthode fondée sur les RNA fournit les meilleurs résultats. Dans le même objectif, Binner et al. (2010) ont utilisé deux techniques d'intelligence artificielle pour prévoir l'inflation aux Etats-Unis à savoir, la méthode des réseaux de neurones récurrents et les modèles autorégressifs non linéaires fondés sur la méthode du noyau (*kernel method*). Ils ont trouvé que cette dernière fournit des résultats plus proches de celles du modèle de prévision naïve. Dans un rapport du Fond Monétaire International (2007), le modèle naïf a présenté de mauvais résultats dans le cas de la Tunisie parce que l'inflation a été relativement volatile (évoluant de 1 % à 5 %) sur la période 2000–2006. Cependant, le modèle naïf propose des résultats robustes lorsque l'inflation fluctue modérément.

MÉTHODOLOGIE

Notre étude porte sur des données mensuelles relatives à l'indice des prix à la consommation (*Consumer Price Indexes* : CPI) en Tunisie pour la période qui s'étale entre janvier 1985 et décembre 2010². Le taux d'inflation y est calculé comme suit :

$$y_t = 100 * \log (CPI_t / CPI_{t-12})$$

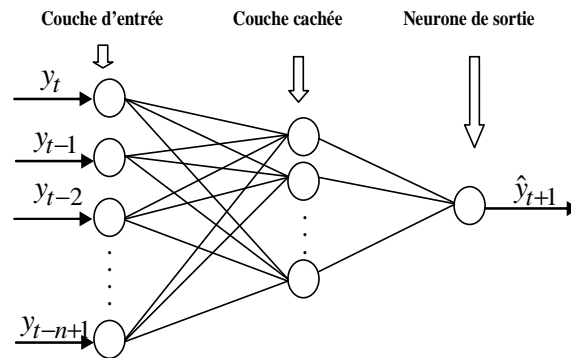
En supposant que le taux d'inflation à la date t est une fonction des valeurs passées, on peut écrire :

$$\hat{y}_{t+1} = f(y_t, y_{t-1}, \dots, y_{t-n+1})$$

Nous adoptons la technique du RNA non récurrents avec un perceptron multicouche (*Multilayer Perceptron* : MLP). Un MLP permet d'effectuer la prédiction d'une seule variable dépendante ou la prédiction simultanée de plusieurs variables dépendantes soit à partir de leurs réalisations décalées ou à partir d'autres variables explicatives. La prévision des séries temporelles avec un MLP est généralement fondée sur la modélisation du RNA par analogie avec un modèle autoregressif non-linéaire AR (p) où p est le nombre de retards pris en considération (Lapedes et Farber, 1987, Zhang, Patuwo et Hu, 1998). La prévision de y effectuée à la date t pour l'horizon $h=1$ (\hat{y}_{t+1}) est calculée en utilisant les valeurs passées $y_{t-1}, y_{t-2}, \dots, y_{t-p+1}$. Ces valeurs seront considérées comme unités d'entrée ou d'input du MLP. En ce qui concerne le nombre de couches cachées utilisées dans le réseau, plusieurs auteurs tels que (Zhang, Patuwo et Hu, 1998 et Palmer, Montano et Sesé, 2006) ont montré le succès du réseau à une seule couche cachée pour la prévision des séries avec n'importe quelle fonction et dans divers domaines d'application.

² Nous utilisons la base de données de l'Institut National de la Statistique – Tunisie.
(<http://www.ins.nat.tn/indexfr.php>)

Figure 2. Architecture d'un perceptron à une couche cachée

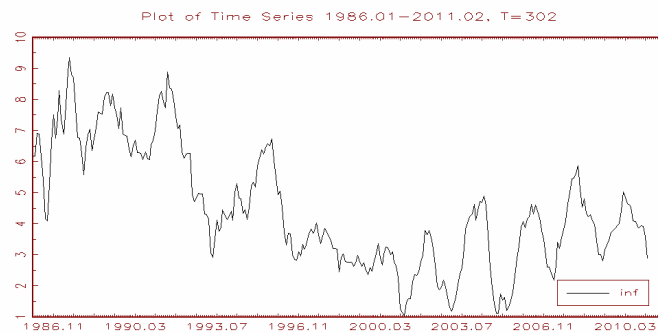


Source : Les auteurs

Le nombre des neurones d'entrée correspond au nombre des observations retardées prises en compte et qui peuvent être sélectionnées en repérant les autocorrélations partielles significatives.

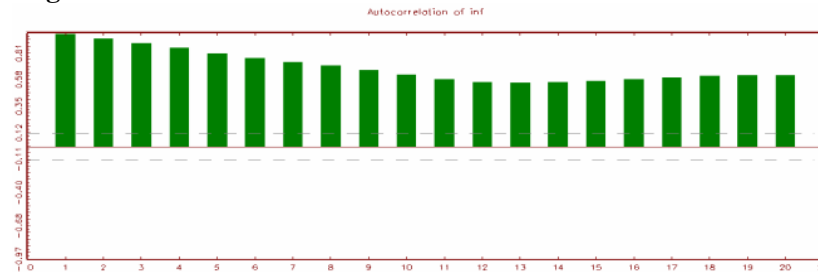
Pour cela, nous étudions d'abord la stationnarité et la saisonnalité de la série (figure 3 et figure 4), afin de déterminer la fonction d'autocorrélation appropriée.

Figure 3. Représentation graphique de la série du taux d'inflation en Tunisie



Source : Les auteurs

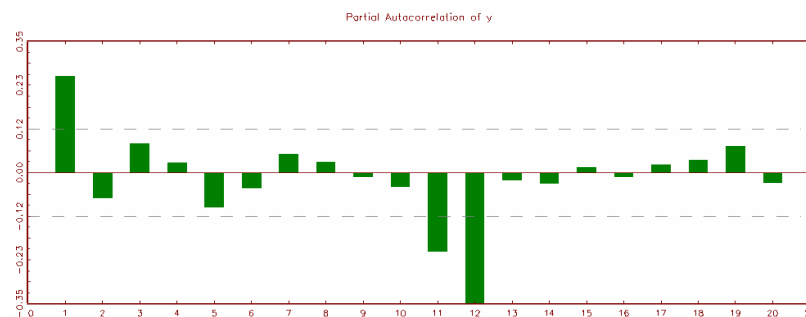
Figure 4. Fonction d'autocorrélation de la série du taux d'inflation



Source : Les auteurs

L'analyse de la présentation graphique et de la fonction d'autocorrélation suggère une non stationnarité et une saisonnalité de la série étudiée. Nous avons alors considéré la série intégrée d'ordre 1 dont la fonction d'autocorrélation partielle est donnée dans la figure 5.

Figure 5. Fonction d'autocorrélation partielle de la série intégrée d'ordre 1 du taux d'inflation



Source : Les auteurs

Les autocorrélations partielles significatives correspondent aux retards d'ordre 1, 11 et 12. Ceux-ci peuvent servir de point de départ dans la modélisation MLP pour déterminer les structures des retards non linéaires et sélectionner le vecteur d'entrées. Ainsi, notre modèle non linéaire de prévision de l'inflation tunisienne se présente comme suit :

$$\hat{y}_{t+1} = f(y_t, y_{t-11}, y_{t-12})$$

Nous estimons également un modèle autorégressif linéaire en considérant également les retards d'ordre 1, 11 et 12. Le modèle autorégressif d'ordre p $AR(p)$ se présente comme suit :

$$\hat{y}_{t+1} = \beta + \sum_{i=1}^p \phi_i y_{t+1-i}$$

Pour la comparaison de la performance obtenue au niveau de chaque modèle retenu nous nous sommes basés sur le critère du RMSE (*Root Mean Squared Error*) qui se définit comme suit :

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{\sum_{t=1}^n (y_t - \hat{y}_t)^2}{n}}$$

Où y_t et \hat{y}_t désignent respectivement le taux d'inflation réel observé et celui prévu à la date t et n représente le nombre des observations. Cependant, il peut être difficile d'apprécier la valeur de RMSE du modèle tout seul. C'est pourquoi, nous calculons également le taux d'amélioration du RMSE évalué par rapport à la marche aléatoire (*Random Walk: RW*) :

$$\text{IORW}(M) = \frac{\text{RMSE}(\text{RW}) - \text{RMSE}(M)}{\text{RMSE}(M)} \times 100$$

RMSE(M) et RMSE(RW) sont respectivement les RMSE du modèle M considéré et du modèle RW. Les valeurs négatives d'IORW indiquent une mauvaise capacité de prédiction du modèle M et qui est pire que celle de la marche aléatoire. Notons que nous avons divisé l'échantillon en deux ; un échantillon d'apprentissage et un échantillon test composé des 24 dernières observations. La valeur de RMSE est calculée séparément au niveau des deux échantillons.

RÉSULTATS

En ce qui concerne le modèle basé sur les RNA, nous avons procédé à l'apprentissage d'un grand nombre de réseaux en faisant varier le nombre de cellules sur la couche cachée. A la convergence, nous avons évalué le RMSE au niveau de l'échantillon d'apprentissage et au niveau de l'échantillon test. Les résultats relatifs aux trois meilleurs réseaux obtenus (5, 8 et 13 neurones cachés) sont présentés dans le tableau 1 ci-dessous:

Tableau 1. Résultats des trois meilleurs réseaux obtenus

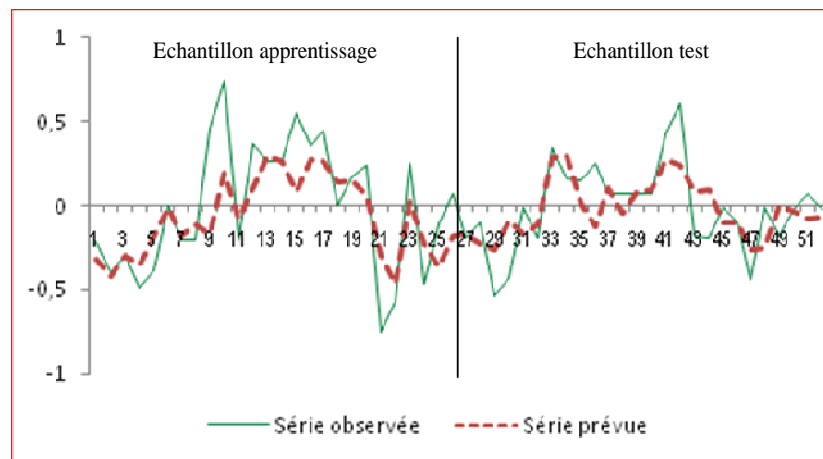
Réseau	Nombre de neurones dans la couche cachée	Echantillon apprentissage		Echantillon test	
		RMSE	IORW (en %)	RMSE	IORW (en %)
R1	5	0,3117	71,75	0,1964	41,66
R2	8	0,2971	80,19	0,1979	40,59
R3	13	0,2782	92,43	0,1992	39,67

Source : Les auteurs

Premièrement, les résultats montrent que les différents réseaux retenus présentent une performance nettement meilleure qu'un modèle fondé sur une prévision naïve. Deuxièmement, on remarque une bonne performance prédictive et une nette amélioration de cette performance par rapport à une marche aléatoire des trois réseaux avec un minimum de RMSE de 0,1964 et un maximum de IORW de 41,66% observés au niveau du premier (avec 5 neurones sur la couche cachée).

Une illustration de la meilleure prédiction obtenue par la méthode RNA est présentée dans la figure 6.

Figure 6. Evolution des séries observée et prévue pour le réseau R1



Source : Les auteurs

Les résultats d'estimation par la méthode autorégressive linéaire sont représentés dans le tableau 2 en considérant les 3 modèles d'ordre de retards 1, 11 et 12 respectivement.

Tableau 2. Résultats des modèles autorégressifs

Modèles AR(p)	Echantillon estimation		Echantillon test	
	RMSE	IORW (en %)	RMSE	IORW (en %)
AR(1)	0,4221	26,82	0,2242	24,10
AR(11)	0,3800	40,88	0,2643	5,27
AR(12)	0,3368	58,95	0,2002	38,97

Source : Les auteurs

D'après les résultats du tableau 2, le meilleur modèle autorégressif est celui que l'on obtient en considérant un retard d'ordre 12. La valeur de RMSE est de 0,3368 et de 0,2002 au niveau de l'échantillon estimation et l'échantillon test respectivement. Ce modèle est également plus performant que la marche aléatoire sur l'échantillon estimation (IORW=58,95%) et sur l'échantillon test (IORW=38,97%). Par ailleurs, nous remarquons qu'aussi bien au niveau de l'échantillon estimation qu'au niveau de l'échantillon test, le modèle autorégressif produit des résultats nettement moins performants que ceux obtenus avec les RNA.

Si on compare le meilleur modèle obtenu avec les RNA (avec 5 cellules sur la couche cachée) et celui obtenu en considérant un processus autorégressif ($p=12$), on remarque que le premier fournit le RMSE le plus faible sur les deux échantillons (estimation et test) de 0,3117 et 0,1964 respectivement, contre 0,3368 et 0,2 dans le cas du modèle AR(12). Le critère IORW montre une plus grande amélioration de performance des résultats du premier modèle par rapport à RW sur les deux échantillons (estimation et test) respectivement de (71,75% et 41,66%) contre (58,95 % et 38,97%) pour le second modèle. Ainsi, les RNA ont permis d'obtenir un modèle qui semble être mieux adaptée au problème de prévision de l'inflation en Tunisie.

CONCLUSION

Dans cet article, une présentation des RNA, de leur mode de fonctionnement ainsi que leur application au problème de prévision d'une série temporelle a été effectuée. L'accent est mis essentiellement sur des réseaux du type perceptrons multicouches pour prévoir le taux d'inflation en Tunisie. Les résultats obtenus sur la base d'une série d'observations mensuelles qui couvre la période 1985:1-2010:12 montrent que cette technique semble bien adaptée au problème de la prévision du taux d'inflation en Tunisie. Cette technique a permis de détecter un modèle qui possède une grande capacité à retracer l'évolution du taux

d'inflation et fournit une meilleure performance en termes de pouvoir prédictif par rapport au modèle autorégressif linéaire.

Cependant, un bon ajustement du taux d'inflation par la méthode des RNA a été obtenu quand seulement le passé de la série a été considéré. Les spécifications simples des RNA (à une seule variable) ne sont pas envisageables quand le nombre d'observations est limité. Ce problème peut être résolu dans le cas des modèles à plusieurs variables explicatives. Les résultats obtenus peuvent être améliorés en prenant en considération d'autres indicateurs économiques qui sont ajoutés dans le modèle et en expérimentant une autre classe des techniques d'intelligences artificielles non linéaires, à savoir la méthode des réseaux récurrents.

RÉFÉRENCES

- Atkeson, A. et Ohanian, L. (2001). 'Are Phillips curves useful for forecasting inflation?', *Federal Reserve Bank of Minneapolis Quarterly Review*, 25 (1): 2-11.
- Binner, J.M., Tino, P., Tepper, J., Anderson, R., Jones, B. et Kendall, G. (2010). 'Does money matter in inflation forecasting?', *Physica A*, 389 : 4793-4808.
- Dreyfus, G. (1998). 'Les réseaux de neurones', *Mécanique Industrielle et matériaux*, 51.
- Feki, R. (2007). 'Comparison of the performances of neural networks specification, The Translog and the Fourier flexible forms when different production technologies are used', *International Journal of industrial Engineering*, 3 (5): 53-60.
- Kate, A. S. et Jatinder, N. D. (2000). 'Gupta: Neural networks in business: techniques and applications for the operations researcher', *Computers & OR*, 27(11-12): 1023-1044.
- Lapedes, A., Farber, R. (1987). 'Nonlinear signal processing using neural network prediction and system modeling', *Technical report LA-UR-87-2662*, Los Alamos National Laboratory.
- Nakamura, E. (2005). 'Forecasting inflation using a neural network', *Economics Letters*, 86: 373-378.
- Palmer, A., Montano, J. et Sesé, A. (2006). 'Designing an artificial neural network for forecasting tourism time series', *Tourism Management*, 27(5): 781-790.
- Santin, D., Delgado, F.J. et Valiño, A. (2004). 'The measurement of technical efficiency: a neural network approach', *Applied Economics*, 36 (6): 627-635.
- Stock, J. et Watson, M. (1999). 'Forecasting inflation', *Journal of Monetary Economics*, 44: 293-335.
- Zhang, G., Patuwo, B. E., et Hu, M. Y. (1998). 'Forecasting with artificial neural networks: The state of the art', *International Journal of Forecasting*, 14 (1): 35-62.