

Étude d'un Problème de Négociation sur le Marché à Terme

Salima KENDI, Fodil LAIB and Mohammed Said RADJEF

Laboratoire de Modélisation et d'Optimisation des Systèmes (LAMOS)
Université de Béjaïa, Béjaïa 06000, Algérie
Tél. (213) 34 21 51 88

Résumé L'étude du mécanisme des marchés à terme nécessite le recours aux outils de la modélisation dynamique des systèmes. Dans ce travail, nous proposons une approche de modélisation qui consiste à décomposer le système en deux réseaux de neurones récurrents. Le premier est désigné à générer les prix à terme et le second est désigné à générer les quantités à terme. L'apport de ce travail est la formation de prix à terme à travers les réseaux de neurones en se basant sur les variations de l'offre et de la demande et non sur l'hypothèse que l'histoire se répète en examinant les prix passés pour déterminer la direction du marché à terme comme c'est le cas de la plupart des méthodes d'analyse de marché.

Mots clés : Marchés à terme, Prix à Terme, Modélisation Dynamique, Réseaux de Neurones Récurrents, Apprentissage.

Introduction

La majorité des crashes financiers et des bulles spéculatives est due au comportement irrationnel de l'homme (comportement moutonnier, la panique, le désir du gain et la peur de perdre). Il est probable qu'en remplaçant l'homme par un automate dans la fixation des prix, il y'aurait moins de crashes financiers car les automates poursuivent des stratégies rationnelles tenant compte de la situation réelle du marché.

La capacité des réseaux de neurones de découvrir des rapports non-linéaires dans des données d'entrée les rend plus efficaces pour modéliser les systèmes dynamiques non-linéaires tels que la bourse [5]. Il y a une littérature étendue sur les applications financières des réseaux de neurones (Trippi & Turban, 1993 [3]; Refenes, 1994 [4]; ...).

2.1 Formulation mathématique du mécanisme du marché à terme

Soit $\mathcal{N} = \{1, \dots, n\}$ un ensemble de traders dans un marché à terme. Ces derniers estiment les niveaux de l'offre et de la demande à travers les informations provenant de différentes sources. Les traders envoient leurs ordres \mathbf{u}_i , $i \in \mathcal{N}$, sur la plate-forme du marché. Les ordres de ventes sont mis dans la liste des ordres de vente : LSO¹ et

1. List of Selling Orders.

ceux d'achat dans la liste des ordres d'achat : LBO². Le meilleur ordre de vente (celui du prix le plus bas) est toujours à la tête de LSO et le meilleur ordre d'achat (celui du prix le plus haut) est toujours à la tête de LBO. Supposons que les sessions quotidiennes du marché des contrats à terme, depuis le premier jour de transactions jusqu'au jour de l'expiration, se déroulent dans un intervalle de temps $[0, T]$ réparti en un ensemble de périodes $\mathbb{T} = \{t_0, \dots, t_m\}$, tels que

$$t_0 = 0, t_m = T, t_j = t_{j-1} + h, \quad j = 1, \dots, m,$$

où h est le pas de la discrétisation : $h = \frac{T}{m}$ [2].

2.1.1 Critères de performance économique

Pour mesurer l'efficacité des résultats générés par les réseaux proposés, les critères suivants sont utilisés [1] :

$$z_1(\gamma, \mathbf{S}, \mathbf{D}) = \frac{1}{m} \sum_{j=1}^m \mathbf{1}_{[\text{sign}(G(t_j) - G(t_{j-1})) = -\text{sign}(p(t_j) - p(t_{j-1}))]}, \quad (2.1)$$

$$z_2(\gamma, \mathbf{S}, \mathbf{D}) = \frac{1}{m-1} \sum_{j=1}^{m-1} \mathbf{1}_{[\text{sign}(G(t_{j+1}) - G(t_j)) = \text{sign}(p(t_j) - p(t_{j-1}))]}, \quad (2.2)$$

$$z_3(\gamma, \mathbf{S}, \mathbf{D}) = \frac{1}{m} \sum_{j=1}^m \mathbf{1}_{[\text{sign}(G(t_j)) = -\text{sign}(p(t_j) - p^*(t_{j-1}))]}, \quad (2.3)$$

$$z_4(\gamma, \mathbf{S}, \mathbf{D}) = \frac{1}{m-h} \sum_{k=1}^{m-h} \mathbf{1}_{[|\sigma_G(t_k, t_{k+h}) - \sigma_p(t_k, t_{k+h})| \leq \epsilon]}, \quad (2.4)$$

$$z_5(\gamma, \mathbf{S}, \mathbf{D}) = \frac{1}{m} \sum_{j=1}^m \mathbf{1}_{[q(t_j) > 0]}, \quad (2.5)$$

$$z_6(\gamma, \mathbf{S}, \mathbf{D}) = \frac{1}{m-h} \sum_{k=1}^{m-h} \mathbf{1}_{[\sigma_p(t_k, t_{k+h}) \leq \epsilon]}, \quad (2.6)$$

où, $G(t_j) = S(t_j) - D(t_j)$ représente la différence entre l'offre $S(t_j)$ et la demande $D(t_j)$ à l'instant t_j , $\mathbf{1}_{[\cdot]}$ est la fonction condition, $0 < \epsilon \ll 1$ et z_i est un ratio prenant ses valeurs dans $[0, 1]$ et mesurant l'efficacité des réseaux de neurones proposés selon l'hypothèse i ($i = 1, \dots, 6$).

La performance moyenne est

$$\bar{z}(\gamma, \mathbf{S}, \mathbf{D}) = \sum_{k=1}^6 w_k z_k, \quad (2.7)$$

2. List of Buying Orders.

où w_1, \dots, w_6 sont les poids associés aux critères ci-dessus, avec $0 \leq w_k \leq 1, k = 1, \dots, 6$ et $\sum_{k=1}^6 w_k = 1$.

2.1.2 Réseaux de neurones

Le modèle mathématique d'un neurone artificiel est composé d'un intégrateur effectuant la somme pondérée de ses R entrées. Le résultat n de cette somme est ensuite transformé par une fonction de transfert f qui produit la sortie a du neurone. Les R entrées du neurone correspondent au vecteur $p = [p_1 \ p_2 \ \dots \ p_R]^T$, alors que $w = [w_{1,1} \ w_{1,2} \ \dots \ w_{1,R}]^T$ représente le vecteur des poids ou "*poids synaptiques*". La sortie n de l'intégrateur est donnée par l'équation suivante :

$$n = \sum_{j=1}^R w_{1,j} p_j - b, \quad (2.8)$$

b est appelé "*biais*" ou "*seuil d'activation*" du neurone. Le résultat n s'appelle "*niveau d'activation*" du neurone.

Un réseau de neurones est un ensemble de neurones interconnectés suivant une topologie de connexion. Il existe deux types de réseaux de neurones : les réseaux *statiques* (ou non bouclés) et les réseaux *dynamiques* (récurrents ou bouclés). Le graphe de ces derniers contient au moins un cycle, d'où le terme bouclage.

2.2 Modélisation du mécanisme de la plate-forme du marché à terme par les réseaux de neurones

Dans ce travail, nous proposons une approche de modélisation et de résolution du phénomène de la génération des prix et des quantités à terme pour un producteur et un consommateur. Cette approche consiste à décomposer le système en deux réseaux de neurones récurrents capables de réagir aux variations de l'offre et de la demande dans la fixation des prix et des quantités à terme. Le premier réseau est désigné à générer les prix à terme et le second est désigné à générer les quantités³ à terme.

2.2.1 Présentation des réseaux générateurs des prix et des quantités à terme

Pour la génération des prix à terme, nous avons construit un réseau de neurones récurrent (RP) avec le toolbox "*Neural Network*" de MATLAB. Le réseau est constitué de quatre sous-réseaux MLP (SRp(1)-SRp(4)). Le réseau retourne les prix transactionnels en fonction des prévisions de l'offre et de la demande et du prix nominal.

Le réseau de neurones construit pour générer les quantités à terme (RQ) est un réseau bouclé constitué de cinq sous-réseaux MLP (SRq(1)-SRq(5)). Le réseau retourne les quantités transactionnelles en fonction des prévisions ajustées de l'offre et de la demande et des positions ouvertes du producteur et consommateur respectivement.

3. On note par quantité le nombre de contrats échangés lors d'une transaction donnée.

2.3 Génération des données d'apprentissage

Nous supposons que : le nombre de périodes $m = 100$, l'offre suit une loi normale de moyenne $\mu_S = 5000$ et d'écart type $\sigma_S = 0.5$ et la demande suit la même loi de moyenne $\mu_D = 5000$ et d'écart type $\sigma_D = 0.3$.

Dans notre travail, nous avons d'abord cherché des prix et des quantités de transactions (en fonction de l'offre et de la demande) maximisant la somme pondérée (2.7). Puis, nous les avons utilisés comme des sorties désirées pour les deux réseaux de neurones proposés.

L'algorithme d'apprentissage utilisé est le "TRAINS" (*Sequential order incremental training w/learning functions*), le critère d'erreur utilisé est l'erreur quadratique moyenne : "MSE" et le taux d'apprentissage choisi est celui par défaut : 0.1.

La courbe des prix générés par le réseau prix est représentée sur la figure ???. Nous constatons bien que les variations des prix sont inversement proportionnelles aux variations des écarts entre les prévisions de l'offre et celles de la demande.

2.4 Comparaison des sorties du réseau générateur de prix aux sorties désirées d'apprentissage

À la fin de l'apprentissage, nous avons obtenu le graphe de la figure 2.1.

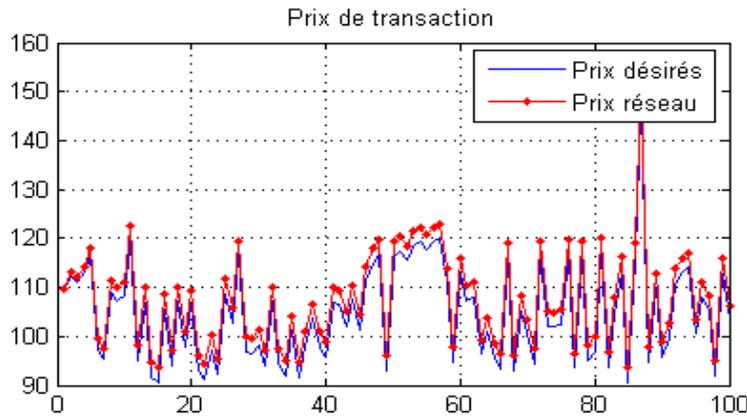


FIGURE 2.1. Sorties du réseau prix et sorties désirées

Nous constatons que les deux courbes se rapprochent, l'erreur quadratique moyenne est égale à 0.0348.

Soient les notations suivantes :

- Z_g : performances des résultats obtenus à travers les algorithmes génétiques en maximisant la somme pondérée (2.7) des critères de performances suggérés dans les formules (2.1)-(2.6).
- Z_{rg} : performances des résultats obtenus par les réseaux de neurones dont les sorties désirées sont celles obtenues à travers les algorithmes génétiques en maximisant la somme pondérée (2.7).

	z_1	z_2	z_3	z_4	z_5	z_6	\bar{z}
Z_g	0.9495	0.7245	1.0000	0	1.0101	1.0000	0.7807
Z_{rg}	0.9495	0.7245	0.8889	0	1.0101	1.0000	0.7622
Z_g	0.9192	0.7449	1.0000	0	1.0101	0.9888	0.7772
Z_{rg}	0.9192	0.7449	0.9394	0	1.0101	0.9888	0.7671
Z_g	0.8788	0.7449	1.0000	0	1.0101	1.0000	0.7723
Z_{rg}	0.8788	0.7449	1.0000	0	1.0101	1.0000	0.7723
Z_g	0.9394	0.7551	1.0000	0	1.0101	1.0000	0.7841
Z_{rg}	0.9394	0.7551	0.9596	0	1.0101	1.0000	0.7774

TABLE 2.1. Performances obtenues par les sorties des réseaux proposés et les sorties désirées

2.5 Analyse des résultats du tableau

Nous remarquons que les performances les plus élevées sont obtenues directement à travers les algorithmes génétiques en maximisant la somme pondérée (2.7). Mais ce qui nous intéresse est un modèle fixe capable d'apprendre le mécanisme du marché à terme, c'est-à-dire : le modèle d'un réseau de neurones. Nous constatons que les performances des résultats des réseaux de neurones sont légèrement plus basses que les précédentes ; cela s'explique car l'apprentissage peut être bon mais pas parfait.

Conclusions

Après avoir réalisé notre étude et analysé les résultats, nous en tirons certaines conclusions :

le mécanisme de la plate-forme du marché à terme peut être modélisé par les réseaux de neurones, ce qui donne la possibilité d'avoir un modèle capable d'apprendre son comportement (détermination des prix et des quantités transactionnels) ; le choix du modèle de réseaux de neurones influe considérablement sur les performances du modèle et, par conséquent, sur les performances des résultats ; la méthode que nous avons adoptée en maximisant d'abord les critères de performances suggérés en utilisant les algorithmes génétiques a donné de bons résultats pour les modèles de réseaux de neurones.

Perspectives

Nous suggérons comme perspectives :

la détermination des prix et des quantités à terme à travers une méthode analytique, en appliquant les jeux dynamiques avec indétermination ; l'intégration des spéculateurs afin de refléter le fonctionnement réel d'un marché à terme ; l'architecture des réseaux de neurones que nous avons proposée reste une parmi une infinité d'architectures qui peuvent être proposées pour les mêmes réseaux ; afin de pouvoir utiliser cette approche dans des cas réels, nous devons considérer le cas général où il existe n traders, et chaque trader peut avoir sa propre stratégie de négociation. Ceci fait l'objet d'une thèse de doctorat en cours d'achèvement et d'un projet de recherche.

Références

1. M.S. RADJEF and F. LAIB. Optimal Strategies for Automated Traders in a Producer-Consumer Futures Market, Internal Report, LAMOS, May 08 2008.
2. M.S. RADJEF and F. LAIB. On the Mechanism of the Futures Market : a Formulation and Some Analytical Properties. To be presented at the 13th International Symposium on Dynamic Games and Applications, Wroclaw (Poland), 30th June-3rd July, 2008
3. R. TRIPPI & E. TURBAN. Neural Networks in Finance and Investment : Using Artificial Intelligence to Improve Real-world Performance. Chicago : Probus, 1993.
4. A. N. REFENES. Neural Networks in the Capital Markets. Chicester : Wiley, 1995.
5. R. LAWRENCE. Using neural networks to forecast stock market prices. Department of Computer Science, University of Manitoba, December 12 1997.
6. R. J. VAN EYDEN. The Application of Neural Networks in the Forecasting of Share Prices. Finance and Technology Publishing, 1996.
7. J. CORDIER. Les marchés à terme. Paris, 1984.