

Un modèle d'interaction réaliste pour la simulation de marchés financiers

J. Derveeuw* B. Beaufile* P. Mathieu* O. Brandouy†

*Laboratoire d'Informatique Fondamentale de Lille
Université des Sciences et Technologies de Lille
59655 Villeneuve d'ascq cédex – FRANCE
{derveeuw, beaufile, mathieu}@lifl.fr

† Lille Economie et Management
104 Avenue du Peuple Belge
59043 Lille cédex – FRANCE
olivier.brandouy@univ-lille1.fr

Résumé :

Dans les modèles de marché multi-agents utilisés habituellement, la structure du marché est presque toujours réduite à une équation qui agrège les décisions des agents de façon synchrone pour mettre à jour le prix de l'action à chaque pas de temps. Sur les marchés réels, ce processus est totalement différent : le prix de l'action émerge d'interactions survenant de manière asynchrone entre les acheteurs et les vendeurs. Dans cet article, nous introduisons un modèle de marché artificiel conçu pour être le plus proche possible de la structure des marchés réels. Ce modèle est basé sur un carnet d'ordres à travers lequel les agents échangent des actions de manière asynchrone. Nous montrons que, sans émettre d'hypothèses particulières sur le comportement des agents, ce modèle exhibe de nombreuses propriétés statistiques des marchés réels. Nous soutenons que la plupart de ces propriétés proviennent de la manière dont les agents interagissent plutôt que de leurs comportements. Ce résultat expérimental est validé et renforcé grâce à l'utilisation de nombreux tests statistiques utilisés par les économistes pour caractériser les propriétés des marchés réels. Nous finissons par quelques perspectives ouvertes par les avantages de l'utilisation de tels modèles pour le développement, le test et la validation d'automates d'investissement.

Mots-clés : Systèmes Multi-Agents, Marchés Financiers, Simulation

Abstract:

In usual multi-agent stock market models, market structure is mostly reduced to an equation matching supply and demand, which synchronously aggregates agents decisions to update stock price at each time steps. On real markets, the process is however very different : stock price emerges from one-to-one asynchronous interactions between buyers and sellers at various time step. In this article, we introduce an artificial stock market model designed to be

close to real market structure. The model is based on a centralized orderbook through which agents exchange stocks asynchronously. We show that, without making any strong assumption on agents behaviors, this model exhibits many statistical properties of real stock markets. We argue that most of market features are implied by the exchange process more than by agents behaviors. This experimental result is validated and strengthened using several tests used by economists to characterize real market. We finally put in perspective the advantages of such a realistic model to develop, test and validate behavior of automated trading agents.

Keywords: Multi-Agent Systems, Stock Markets, Simulations

1 Introduction

Les modèles de marché artificiels sont conçus pour capturer les propriétés essentielles des marchés d'actions réels et ainsi pouvoir reproduire, analyser ou comprendre les dynamiques des marchés avec des expériences computationnelles. En effet, de nombreuses questions restent sans réponse malgré les avancées de la recherche moderne en finance : par exemple, les dynamiques de marché exhibent des particularités statistiques particulières, appelées *faits stylisés*, dont l'origine est presque inconnue. Comme les marchés réels sont des *systèmes complexes*, il n'est pas envisageable de mener des études sur l'origine de ces faits directement : de trop nombreux paramètres restent hors de contrôle. Les simulations multi-agents de

ces marchés semblent donc être la clé d'une meilleure compréhension de leurs propriétés.

Concevoir de tels modèles implique de simplifier la réalité le plus possible, pour n'en garder que les propriétés et les caractéristiques essentielles. Dans la littérature (cf par exemple [1], [3] ou [7]), la complexité structurale des marchés est la plupart du temps évitée : elle est remplacée par une équation qui pondère l'offre et la demande qui sert de modèle de formation du prix. Cette simplification est en complète contradiction avec la réalité des marchés d'actions où les prix *émergent* des interactions entre les agents à travers un carnet d'ordres, qui n'agit pas comme une entité centralisatrice mais comme un point de rencontre utilisé par les agents pour interagir et réaliser des échanges.

Il peut être objecté que les équations de formation du prix et les carnets d'ordres sont presque équivalents comme cela est généralement admis en théorie économique standard. Cette hypothèse est vraie à un niveau macroscopique, mais nous soutenons que considérer uniquement le déséquilibre entre l'offre et la demande dans des simulations multi-agents, où on se concentre sur le niveau micro, n'est pas suffisant pour obtenir des résultats expérimentaux robustes. En effet, l'équation atténue les conséquences des événements rares et extrêmes sur les dynamiques de prix. De plus, les conséquences de la microstructure du marché et des interactions entre agents sur ces dynamiques sont mises de côté, ce qui perturbe le développement du comportement des agents : il est nécessaire de les complexifier à outrance pour obtenir des faits stylisés proches de la réalité, ce qui affaiblit les conclusions qui peuvent être tirées des expériences. De plus, les comportements de ces agents sont déconnectés de la réalité des marchés puisque les entrées et sorties de leurs stratégies ne correspondent pas à celles des marchés réels. Ceci est un problème ma-

jeur : les compagnies financières aimeraient pouvoir tester des automates d'investissement sur des marchés artificiels avant de leur laisser libre champs sur les marchés réels, ce qui n'est pas possible si le marché artificiel est trop loin de la réalité.

Pour répondre à ce problème, nous proposons donc un modèle de marché artificiel qui tient compte des caractéristiques des marchés réels : l'activité de trading se déroule de manière *continue*, grâce à un mécanisme *asynchrone*. Les agents *interagissent* à travers le marché en postant des *ordres* dans un *carnet d'ordres*, qui est une sorte de *tableau noir*, comme cela se passe sur les marchés réels. Les comportements des agents utilisés dans nos simulations ne sont pas spécifiquement développés pour reproduire une quelconque logique d'investissement : ils sont volontairement conçus pour influencer le moins possible sur les résultats obtenus, afin d'étudier les effets du modèle d'interactions (de la structure de marché) sur la dynamique des prix.

Dans cet article, nous présentons d'abord les propriétés statistiques des marchés réels, qui nous servent à valider notre modèle. Nous présentons ensuite les modèles de marché traditionnels qui utilisent une équation pour remplacer la structure du marché. Nous présentons finalement notre modèle de marché basé sur un carnet d'ordres, et montrons qu'il permet de reproduire les caractéristiques principales des marchés réels sans faire d'hypothèses spécifiques sur la manière dont les agents se comportent. Pour finir, nous discutons des implications de ces résultats sur la manière de concevoir des modèles de marché et exposons quelques perspectives de nos travaux.

2 Finance, statistique et validation

Les propriétés statistiques des marchés d'actions réels (appelées *faits stylisés*) ont été très largement étudiés depuis le milieu du 20^{ème} siècle : de nombreux tests statistiques ont été développés pour caractériser ces propriétés, qui sont maintenant relativement facile à décrire avec des modèles mathématiques. Cependant, leur origine est quasiment inconnue : ces propriétés apparaissent-elles à cause de la structure du marché ? Sont-elles une conséquence des stratégies d'investissement des agents ? Personne ne peut encore prétendre répondre de manière ferme à cette question.

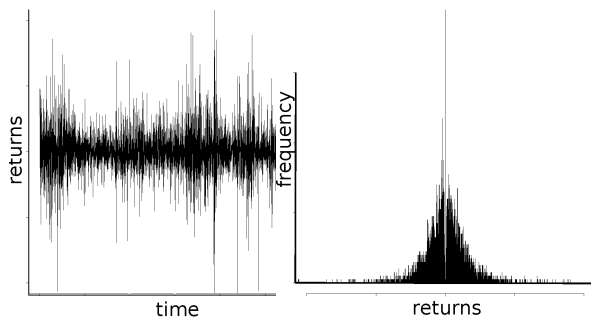


FIG. 1 – Rendements journaliers du titre BMW et leur distribution

La simulation multi-agents des marchés semble être la clé d'une meilleure compréhension de la manière dont ces faits stylisés émergent : chaque partie du marché, de sa structure à ses acteurs, peut être analysée, contrôlée et observée en profondeur, ce qui n'est pas possible sur des marchés réels. Pour s'assurer qu'un tel modèle fonctionne, les séries temporelles obtenues par simulation doivent être validées, c'est-à-dire que leur degré de similitude avec les séries temporelles provenant des marchés réels doit être quantifié.

De nombreux tests statistiques peuvent être utilisés pour atteindre ce but mais ils

peuvent être classés en deux catégories principales. La première catégorie de tests a pour objectif de caractériser la forme de la distribution des rendements¹. Il est admis que pour des données journalières, cette distribution est *leptokurtique*, c'est à dire que les événements moyens et extrêmes y surviennent plus fréquemment que dans une distribution normale (cf par exemple la partie droite de la figure 1). La seconde catégorie de tests statistiques s'intéresse aux dépendances existant entre les termes de la série. La théorie économique nous dit que les rendements devraient être *indépendamment et identiquement distribués* : il ne devrait donc pas être possible d'exprimer un r_t en fonction des r_{t-i} , $i \in [1, t-1]$. Sur les données provenant des marchés réels, les séries de rendements exhibent bien cette propriété, qui peut être vérifiée avec différentes méthodes (régression vers un modèle théorique connu [5], test BDS, etc). Cependant, en regardant la série des rendements en valeur absolue (i.e. la série des $|r_t|$), les données expérimentales exhibent une dépendance à court terme. Ce phénomène, qui est une des caractéristiques majeures des marchés financiers, est présenté à la figure 2. Sur la gauche est dessiné la fonction d'autocorrélation des rendements de l'action BMW, opposée à celle de sa valeur absolue sur la droite : il apparaît clairement que la série des rendements en valeur absolue exhibe une dépendance significative à court terme.

3 Modèles de marché basés sur des équations

Depuis que les premiers modèles multi-agents de marchés ([10]) ont été publiés au début des années 90, un grand nombre de modèles de marché ont été développés. Ils ont tous des objectifs différents : certains ont été développés pour reproduire

¹par rendements, nous désignons la série définie par $r_t = \log(p_t) - \log(p_{t-1})$ où p_t est une série de prix

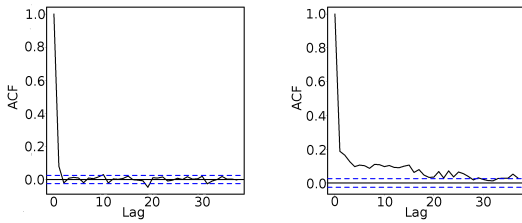


FIG. 2 – Fonction d'autocorrélation des rendements du titres BMW et de leur valeur absolue

des phénomènes particuliers comme les bulles et les krachs ([4]), d'autres pour étudier des places de marché spécifiques ([9]) ou pour mieux comprendre les relations cachées entre les acteurs du marché et la dynamique des prix.

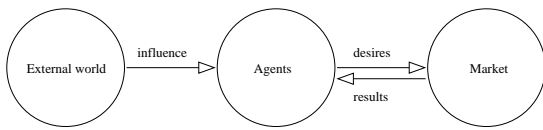


FIG. 3 – Architecture générale d'un modèle de marché

Ces modèles sont composés de trois parties distinctes : le marché lui-même, qui permet aux agents d'échanger des actions, les agents et éventuellement un modèle du monde, qui peut influencer les décisions des agents avec des informations. Cette situation est résumée à la figure 3 : les agents communiquent leurs désirs au marché, influencés par des informations exogènes. Le marché informe ensuite les agents de la satisfaction de leurs désirs. Chacun des trois modules présenté à la figure 3 peut être modélisé de différentes façons : le marché peut être une équation ou une structure de communication complexe, les agents peuvent être cognitifs, réactifs ou remplacés par une équation. En d'autres termes, un modèle de marché artificiel peut être *plus ou moins agent*.

Les modèles qui réduisent la structure du marché à une équation sont la plupart du temps développés par des économistes uti-

lisant les simulations multi-agents avec un point de vue mathématique sur les simulations, ce qui pourrait expliquer l'absence de prise en compte des interactions entre les agents. Cette équation pondère la balance entre l'offre et la demande pour produire un prix. Cela implique que ces marchés artificiels sont synchrones et que chaque agent doit parler à chaque pas de temps. Chaque agent émet une direction (acheter, vendre ou ne rien faire) qui est ensuite mise en relation avec les décisions des autres agents. Un prix p_t est alors généré à chaque pas de temps avec un processus du type :

$$p_t = p_{t-1} + \beta(B_t - O_t) + \epsilon_t$$

où B_t est le nombre d'agents désireux d'acheter et O_t le nombre d'agents désireux de vendre au temps t . Cette équation signifie que si plus d'agents sont désireux d'acheter que de vendre, le prix augmente et inversement. Cette famille d'équations a pour but de prendre en compte la théorie macroéconomique connue sous le nom de *loi de l'offre et de la demande*, qui dit que plus un grand nombre de personnes sont désireuses d'acheter un bien, plus son prix augmente.

Cependant, cette propriété est *macroscopique*. Les simulations réalisées avec ces modèles sont donc biaisées : elles utilisent une loi macroscopique (observée expérimentalement) pour reproduire des propriétés provenant d'entités microscopiques, sans tenir compte des relations existant entre elle. En effet, comme ces équations impliquent que les agents prennent leurs décisions de manière synchrone, ils n'interagissent pas ! Ils communiquent uniquement leurs désirs au marché au temps t , qui les informe au temps $t + 1$ du résultat de leur demande. Sur les marchés réels, les agents observent au contraire constamment les désirs des autres agents sur un *tableau noir public* (appelé carnet d'ordres) et peuvent y réagir immédiatement.

4 Notre modèle

Nous avons vu dans la section précédente que le coeur d'un modèle de marché multi-agents ne peut être réduit à une équation pour reproduire un marché de manière réaliste. Dans la lignée de [11], nous avons donc conçu notre modèle en respectant la façon dont les agents interagissent sur les marchés réels : notre modèle est centré sur un carnet d'ordres qui permet aux agents de confronter leurs désirs. Ce choix a quelques conséquences sur la manière de penser le marché et le comportement des agents :

- Les agents ne prennent plus leurs décisions de manière aveugle, sans tenir compte des décisions des autres agents comme dans les modèles équationnels. Ils peuvent observer les croyances et désirs des autres agents en temps réel dans le carnet d'ordres et donc prendre des décisions relatives aux positions des autres. Ce n'est pas le cas dans les modèles équationnels, où les agents basent leurs stratégies sur les décisions *passées* des autres agents, à cause du processus de prise de décision centralisé et synchrone.
- Les stratégies des agents doivent fournir une sortie plus complète que précédemment : alors que dans les modèles équationnels, ils peuvent uniquement donner un signal (acheter ou vendre), le carnet d'ordres nécessite une direction, un prix et une quantité. Ces prérequis complexifient les comportements mais permettent de disposer d'un plus grand nombre de stratégies à étudier, et d'être plus proche de la réalité. De plus, les comportements d'agents déjà existants peuvent être facilement adaptés à ce modèle sans effort.

4.1 Le modèle de carnet d'ordres

Le carnet d'ordres, qui est le coeur de notre modèle de marché, est conçu pour être aussi minimal que possible : comme

notre but est d'étudier les effets des interactions entre les agents sur les dynamiques de marché, nous voulons éviter au maximum de devoir paramétrer outrancièrement notre modèle pour éviter les effets de bords non souhaités. Le carnet d'ordres peut être relié au concept de *tableau noir* (cf par exemple [6] pour plus de détails sur ces systèmes), bien connu dans les autres champs d'application des simulations multi-agents : les agents publient leurs désirs (acheter ou vendre des actions à un certain prix) dans le carnet d'ordres pour rendre cette information publique, et attendent que d'autres agents interagissent avec eux.

Carnet d'ordres et ordres. Le carnet d'ordres est composé, comme sur les marchés réels, de deux listes triées : la première regroupe les ordres d'achat et la seconde les ordres de vente. Ces listes sont ordonnées en fonction des prix associés aux ordres (un ordre d'achat plus généreux sera placé avant un ordre moins généreux) et selon leur date d'émission (si deux ordres avec le même prix et la même direction sont émis, le premier à être rentré dans le carnet est le premier à être satisfait). La figure 4 présente un exemple typique de carnet d'ordres.

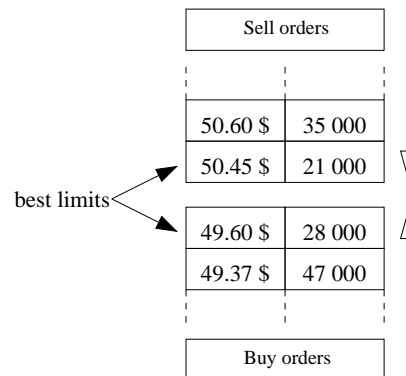


FIG. 4 – Exemple de carnet d'ordres

Les ordres sont tous des *ordres limites*, ce qui signifie que les prix qui leur sont asso-

ciés sont le prix maximum (respectivement minimum) auquel l'agent est prêt à acheter (vendre) ses actions. Ces ordres sont composés d'une *direction* (acheter ou vendre), d'un *prix* limite, d'une *quantité* et d'un *date d'émission*.

Quand un ordre est envoyé au carnet d'ordres par un agent, il est comparé aux ordres qui sont déjà dans le carnet pour voir si l'un d'eux lui correspond :

- Si c'est le cas, une transaction intervient entre les deux agents qui possèdent les ordres compatibles. Cela signifie que l'un des agents donne de l'argent à l'autre en échange d'actions. Cette configuration correspond au cas 2 de la figure 5.
- S'il n'existe aucune contrepartie dans le carnet d'ordres, l'ordre est inséré dans une des deux listes en accord avec les critères présentés précédemment (voir le cas 1 de la figure 5).

Gestion du temps. Dans les simulations basées sur des modèles équationnels, le temps est divisé en pas de temps durant lesquels les agents doivent prendre leurs décisions. Ces décisions sont prises en parallèle, ce qui signifie que les ensembles d'informations dont ils disposent incluent seulement des informations passées.

Dans les modèles à carnet d'ordres, la gestion du temps ne partage pas du tout la même logique : le système de cotation central n'agrège pas les décisions des agents à des pas de temps particuliers et les participants au marché sont libres de parler quand ils le veulent. Ils peuvent par exemple réagir instantanément à une information endogène (un nouvel ordre dans le carnet) ou exogène (une nouvelle). Avec les modèles équationnels, cela ne peut pas être simulé puisque les agents réagissent simultanément à un événement au pas de temps suivant.

Dans les simulations informatiques, faire prendre des décisions en *temps réel*

aux agents doit être simulé. C'est un problème classique dans les simulations multi-agents, spécialement quand le protocole de communication utilisé est un tableau noir (cf par exemple [2]). La méthode naïve consiste à encapsuler chaque agent dans un *thread système*, méthode la plus simple pour simuler des processus parallèles. Cependant, les threads sont dépendants du système et leur comportement ne peut être garanti sur la plupart d'entre eux. C'est un problème majeur : les simulations ne peuvent pas être reproduites et sont perturbées par les autres applications utilisant le processeur, ce qui altère la qualité des résultats expérimentaux.

Une autre possibilité est de simuler le fonctionnement des threads pour garder un contrôle sur leur comportement et donc éviter les problèmes mentionnés précédemment. Il est donc nécessaire de développer un *scheduler*. Le premier élément à prendre en compte est que la parole doit être donnée aux agents dans un ordre non déterministe, pour éviter que certains d'entre eux utilisent leur position pour profiter d'autres agents.

Cependant, la gestion du temps n'est pas aussi simple : il existe de nombreuses façons pour donner la parole aléatoirement à des agents. La première est de donner l'opportunité de parler à tous les agents dans un ordre aléatoire. Si un agent est autorisé à parler, il ne pourra plus reprendre la parole avant que tous les autres agents aient parlé. C'est un tirage aléatoire sans remise, qui garantit une équité de temps de parole entre tous les agents, mais qui empêche un agent de parler deux fois de suite, ce qui n'est pas réaliste.

La seconde possibilité est de donner la parole à un agent aléatoirement, sans tenir compte du fait qu'il ait parlé ou non. L'inconvénient majeure de ce tirage avec remise est que certains agents peuvent rester hors du marché (ne peuvent jamais parler) à cause de certaines séquences géné-

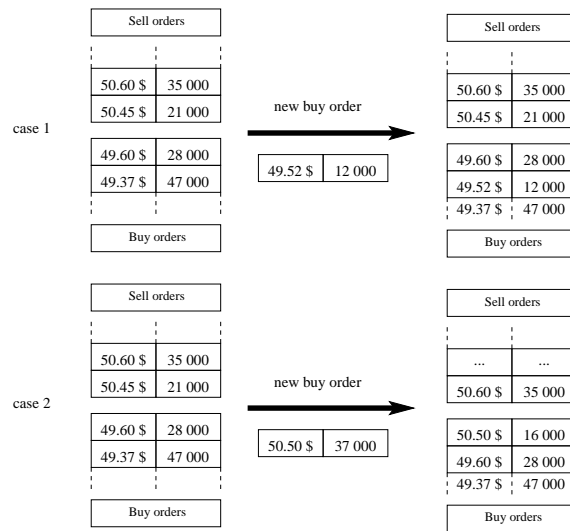


FIG. 5 – Fonctionnement d'un carnet d'ordres

rées par le générateur de nombres aléatoires utilisé dans le scheduler. Cependant, cette situation est plus réaliste que la précédente : sur les marchés réels, certains agents sont très actifs alors que d'autres interviennent très rarement sur le marché. Pour ces raisons, nous utilisons ce principe d'ordonnancement dans nos simulations.

4.2 Agents

La microstructure d'un modèle de marché artificiel ne peut être testée ou évaluée sans des agents échangeant des actions à travers elle. Nous avons vu que dans la littérature, les agents sont cognitifs et exhibent des comportements complexes. De plus, ils utilisent souvent des modèles élaborés d'information pour prendre en compte des événements provenant de l'extérieur du marché dans leur processus de prise de décision. Ces facteurs amènent tellement de complexité au marché artificiel qu'il est vraiment très difficile de répondre à des questions concernant les dynamiques de prix obtenues par simulation : leurs propriétés proviennent-elles du comportement des agents ? de la structure du marché ? du modèle d'informations qui influence les

agents dans leur prise de décision ? d'un mélange de tous ces facteurs ?

Pour être capable de donner des éléments de réponses à ces questions, nous avons choisi de concevoir des comportements aléatoires, dans la lignée des travaux de [8], ce qui permet de minimiser l'influence du modèle d'agent sur les résultats obtenus. En effet, si les agents émettent des ordres avec des prix tirés au hasard de manière uniforme et que la dynamique de prix en sortie de simulation suit une distribution non-uniforme (une gaussienne par exemple), il devient plus facile d'éliminer l'hypothèse que ce résultat est dû à un effet de bord des comportements qu'avec des comportements complexes. De plus, nos agents sont purement réactifs, ce qui implique que nous ne faisons pas d'hypothèses fortes sur leurs capacités de raisonnement, ni sur les informations qu'ils utilisent pour prendre leurs décisions, comme cela est fait dans la plupart des autres travaux. Le choix d'utiliser des comportements d'agents extrêmement simples est donc totalement délibéré dans cet article : notre but n'est pas de concevoir des agents les plus réalistes possibles, mais de valider la structure de notre modèle de marché sé-

parément des deux autres composants du modèle.

Nos agents peuvent être assimilés à des *zero intelligence trader* qui postent des ordres dans une direction aléatoire, pour un prix et une quantité aléatoire d'actions. Chaque fois qu'ils doivent passer un nouvel ordre, nos agents prennent une décision en fonction des règles suivantes :

- Si un des deux côtés du carnet d'ordres est vide, l'agent émet un ordre dans cette direction, avec un prix tiré au hasard dans $[1, +\infty[$. Cette règle est nécessaire pour initialiser le carnet d'ordres.
- Si ce n'est pas le cas, les agents choisissent aléatoirement entre émettre un *ordre de marché* et un ordre limite :
 - Un *ordre de marché* est un ordre qui est contrepartie de la meilleure limite d'un des côtés du carnet d'ordres. En pratique, cela signifie que l'agent tire une direction au hasard (acheter ou vendre) et émet un ordre dont le prix est égal à la meilleure limite de l'autre côté du carnet. En d'autres termes, c'est un ordre pour *acheter ou vendre à n'importe quel prix*.
 - Pour émettre un nouvel *ordre limite*, l'agent choisit aléatoirement une direction et, en fonction de celle-ci, tire aléatoirement un prix dans :
 - $[$ meilleure limite à l'achat, $+\infty[$ pour un ordre de vente
 - $[1,$ meilleure limite à la vente $]$ pour un ordre d'achat

Dès qu'un agent a émis un nouvel ordre, il arrête d'en émettre de nouveaux jusqu'à ce que cet ordre soit satisfait ou jusqu'à ce qu'il ait dépassé son *délai de validité*. Ce *délai de validité* est assigné de manière aléatoire à chaque agent au début de la simulation et reste constant au cours du temps. Cela garantit principalement qu'un ordre dont le prix est trop loin des limites courantes du carnet n'y reste pas jusqu'à la fin de la simulation sans jamais être satisfait.

4.3 Expérimentations

Nous avons vu dans la première section que les données expérimentales obtenues par simulation peuvent être validées en utilisant de nombreux tests statistiques qui assurent que ces séries temporelles reproduisent correctement les caractéristiques typiques d'un marché financier (les faits stylisés). Cette section présente les résultats obtenus avec notre modèle basé sur les interactions.

Nos expériences² sont toutes réalisées avec 1000 agents pendant environ 20000 pas de temps. Ces informations sont données à titre purement indicatif : les expériences peuvent être réalisées avec un nombre d'agents beaucoup plus important pour les mêmes résultats, la seule limite étant le temps et la mémoire nécessaire au déroulement de la simulation. En d'autres termes, des simulations large échelle peuvent être envisagées, mais elles ne changeront pas la qualité des résultats obtenus.

Forme de la distribution des rendements.

Nous avons vu dans la première section que la forme de la distribution des rendements devrait être une normale avec un excès de *kurtosis* d'approximativement 4, signifiant que la distribution des rendements présente des *queues épaisses*. La table 1 montre les résultats obtenus avec notre modèle : la kurtosis mesurée oscille autour de 4.5, ce qui est similaire à ce qui peut être observé avec les données provenant des marchés réels (cf colonne de droite pour une comparaison). De plus, ce résultat est meilleur que ceux obtenus par [1] avec un modèle équationnel. La figure 6 montre la forme de la distribution des rendements, très similaire à celle d'un marché réel (cf figure 1).

Autocorrélation des rendements. Nous avons vu précédemment que l'une des

²Le simulateur utilisé pour réaliser ces expérimentations est disponible sur simple demande aux auteurs

Description	Résultat (expérimental)	Résultat (données réelles)
Excess kurtosis	4.52	4.158
Aug. Dickey-Fuller	-20.47	-18.47
ARCH	100%	100%

TAB. 1 – Résultats statistiques obtenus avec notre modèle basé sur les interactions, comparés à ceux obtenus avec des données réelles

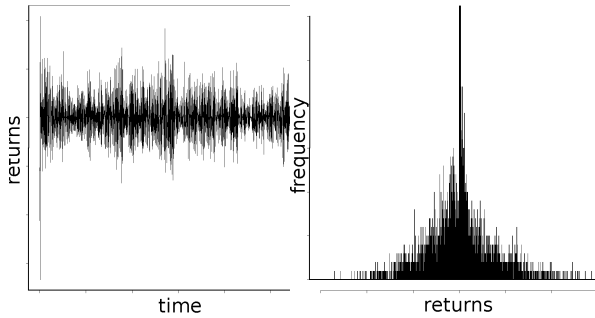


FIG. 6 – Exemple de série de rendements obtenus avec notre modèle et leur distribution

caractéristiques majeures des rendements est qu'ils n'exhibent pas d'autocorrélation significative mais qu'une dépendance à court terme existe lorsqu'on s'intéresse à leurs valeurs absolues. La figure 7 présente le tracé de la fonction d'autocorrélation des rendements et de leur valeur absolue pour un jeu de données généré par notre modèle. Si on les compare à ceux obtenus sur des données réelles (cf figure 2), nous pouvons voir clairement que des propriétés similaires à celles observables en réalité peuvent être reproduites avec notre modèle. Ces propriétés peuvent être vérifiées numériquement en utilisant le test de l'Augmented Dickey Fuller qui teste l'hypothèse nulle *La série possède une racine unitaire*. La table 1 montre les résultats de ce test avec nos séries : l'hypothèse de la présence d'une racine unitaire est rejetée à un très fort taux de confiance, comme avec les données réelles

(cf colonne de droite).

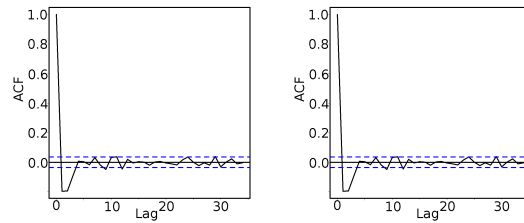


FIG. 7 – Fonction d'autocorrélation d'une série de rendements obtenus par simulation et de leur valeur absolue

Nous avons vu dans cette section que la série temporelle obtenue avec notre modèle exhibe les mêmes propriétés statistiques que les jeux de données réels. Ces résultats confirment et améliorent les résultats préliminaires obtenus dans [11]. Cela montre que notre modèle de marché asynchrone et continu est à même de reproduire la plupart des caractéristiques des marchés financiers sans faire d'hypothèse particulière sur le comportement des agents ou sur un éventuel modèle du monde.

5 Conclusion

Nous avons présenté dans cet article notre modèle de marché, basé sur un carnet d'ordres. L'utilisation de ce modèle d'interactions, semblable à un tableau noir, implique une cotation asynchrone et continue comme sur les marchés réels. Il est opposé aux modèles classiques, qui agrègent les décisions des agents de manière synchrone avec une équation qui sert de substitut au mécanisme d'interaction du marché.

Les résultats obtenus avec notre modèle montrent qu'il est possible de reproduire la plupart des *faits stylisés* observables sur les marchés réels avec un modèle de marché multi-agents basé uniquement sur les interactions. Ces résultats sont fortement similaires à ceux obtenus dans la littérature

avec les modèles équationnels. Cependant, notre modèle est beaucoup plus réaliste : nous respectons le protocole utilisé par les agents pour interagir à travers le marché, ce qui n'est pas le cas des modèles précédents.

Nous soutenons donc que de tels modèles, continus et asynchrones, doivent être utilisés pour simuler le fonctionnement des marchés financiers. Le modèle de carnet d'ordres est si proche de la réalité qu'aucun problème de validation ne subsiste au niveau de la manière dont les agents interagissent, c'est-à-dire échangent des titres. De plus, développer de nouveaux comportements pour les agents est simplifié : les stratégies usuelles de trading peuvent être implémentées telles quelles, sans avoir à modifier leurs entrées et sorties pour les adapter au modèle de marché artificiel.

Concernant des considérations techniques, nous pouvons remarquer que le carnet d'ordres ne nécessite pas de paramètres : cette particularité permet de ne pas avoir à les régler de manière hasardeuse pour faire fonctionner le modèle correctement. De plus, notre modèle est conçu sur des bases solides : en adaptant des techniques d'ordonnement bien connues dans d'autres domaines de la simulation multi-agents, nous assurons qu'aucun effet de bord indésirable ne perturbe nos simulations.

Maintenant que nous avons montré que notre modèle basé sur les interactions permet de reproduire les faits stylisés observables sur les marchés, nous allons nous concentrer sur l'élaboration de nouveaux comportements d'agents pour essayer de mieux comprendre certains phénomènes de marché comme les bulles et les krachs, dont les origines sont encore mal comprises par les économistes de nos jours.

Références

[1] B. Le Baron, W.B. Arthur, and R. Palmer. Time series properties of an

artificial stock market. *Journal of Economic Dynamics and Control*, 23 :1487–1516, 1999.

- [2] N. Carver and V. Lesser. The evolution of blackboard control architectures. *Expert Systems with Applications*, 7 :1–30, 1994.
- [3] S. Cincotti, L. Ponta, and S. Pastore. Information-based multi-assets artificial stock market with heterogeneous agents. In *Workshop on the Economics of Heterogeneous Interacting Agents 2006 WEHIA06*, 2006.
- [4] J. Derveeuw. Market dynamics and agents behaviors : a computational approach. *Artificial Economics*, 564 :15–27, 2005.
- [5] Robert F. Engle. Garch 101 : The use of arch/garch models in applied econometrics. *Journal of Economic Perspectives*, 15 :157–168, 2001.
- [6] R. Englemore and T. Morgan. *Blackboard Systems*. 1988.
- [7] F. Ghoulmie, R. Cont, and J.P. Nadal. Heterogeneity and feedback in an agent-based market model. *Journal of Physics : Condensed Matter*, 17 :1259–1268, 2005.
- [8] Dhananjay K. Gode and Shyam Sunder. Allocative efficiency of markets with zero-intelligence traders : Market as a partial substitute for individual rationality. *Journal of Political Economy*, 101 :119–137, 1993.
- [9] M. Marchesi, S. Cincotti, S. M. Focardi, and M. Raberto. *The Genoa artificial stock market : microstructure and simulation*, volume 521 of *Lecture Notes in Economics and Mathematical Systems*, pages 277–289. Springer edition, 2003.
- [10] R.G. Palmer, W.B. Arthur, J.H. Holland, B. LeBaron, and P. Tayler. Artificial economic life : A simple model of a stockmarket. *Physica D*, 75 :264–274, 1994.

- [11] M. Raberto, S. Cincotti, C. Dose, S.M. Focardi, and M. Marchesi. Price formation in an artificial market : limit order book versus matching of supply and demand. *Nonlinear Dynamics and Heterogenous Interacting Agents*, 2005.