

# Une analyse de la complexité des dynamiques financières à l'aide de modèles multi-agents

Bruno BEAUFILS, Olivier BRANDOUY & Philippe MATHIEU

La finance de marché est un champ qui a donné lieu, depuis le début du xx<sup>e</sup> siècle, à un nombre considérable de recherches fondamentales et appliquées, et ce sur une échelle qui place cette discipline au rang des plus fouillées des sciences humaines et sociales (SHS). C'est un champ qui a également attiré les économistes les plus brillants, au moins dix d'entre eux ayant obtenu le prix Nobel depuis 1969 pour des contributions au cœur de la discipline ou à sa frontière proche.

Pour autant, la finance n'appartient pas aux seules SHS, et ne leur appartiendra probablement jamais pleinement et entièrement. Son interdisciplinarité s'est affirmée au début du xx<sup>e</sup> siècle, émergeant de l'histoire confuse dans laquelle elle resta, de l'Antiquité sumérienne à la fin du xix<sup>e</sup> siècle. C'est là une histoire peuplée de commerçants et de cambistes, d'épisodes spéculatifs retentissants (la *tulipomania* hollandaise par exemple) et de scandales dont les échos parviennent encore jusqu'à nous par la mémoire des noms qui y sont attachés : le comte d'Oxford et la *South Sea Bubble*, John Law et la rue Quincampoix, etc. Louis Bachelier, dont les dernières décennies ont redécouvert le nom, inscrit la finance dans une nouvelle perspective, rigoureuse, formelle, tradition depuis lors toujours vivace. Avec lui (et peut-être Jules Régnault, son prédécesseur), la finance devient objet de sciences. Les contributeurs sont, dans cette tradition, aujourd'hui si nombreux qu'on ne saurait les évoquer tous, mathématiciens ou physiciens ; qu'il soit juste ici fait mention de Mandelbrot, Osborne, Markowitz ou bien encore Fisher Black. Ce tableau, à grands traits dressé, serait incomplet si l'on n'évoquait les contributions majeures à la compréhension du fonctionnement des marchés

financiers que les sociologues, les psychologues et les chercheurs en sciences cognitives ont également apporté.

On ne peut que se satisfaire qu'autant d'esprits brillants se soient employés à percer les mystères de ces marchés, et noter parallèlement que l'interdisciplinarité du champ découle de l'extrême complexité qui le caractérise : nulle discipline, dans sa singularité, ne semble aujourd'hui complètement dominer cette complexité. Il leur faudrait pour cela proposer un ensemble d'hypothèses intégrées, pleinement satisfaisantes, à la fois falsifiables et théoriquement puissantes, liant l'interaction microscopique, celle qui caractérise les individus, investisseurs individuels ou organisations structurées, dans leur diversité, leurs comportements hétérogènes, leurs dotations différentes, aux dynamiques macroscopiques du système financier, cristallisées dans la « danse des prix » dont le rythme influence en retour les agents économiques en une puissante boucle de rétroaction.

Une première partie de cet article s'attachera précisément à décrire les éléments constitutifs de la complexité des marchés financiers en proposant, chaque fois qu'il sera nécessaire, quelques éléments théoriques issus d'une des disciplines précédemment évoquées qui en rend compte de façon satisfaisante, à défaut d'être suffisante. Cette base donnée, il sera temps de montrer comment cette complexité peut être traitée, avec un certain succès, à l'aide de modèles multi-agents. Une question particulièrement intrigante en finance sera plus spécifiquement abordée, que nous appelons « l'énigme des faits stylisés » (section 2)<sup>1</sup>. Il sera alors temps d'expliquer ce en quoi la modélisation multi-agent peut aider à percer une partie de l'énigme (section 3) avant de détailler quelques résultats obtenus par ce moyen (section 4). On montrera, au long de ces développements, que l'approche *systèmes complexes* est en mesure de répondre à quelques-uns des défis que les questions actuelles en finance recèlent, qu'elle l'a déjà fait pour partie, et qu'au-delà de ces premières réalisations, elle ouvre la perspective d'un renouvellement paradigmatique important et stimulant.

## 1 D'une anodine complication à une complexité profonde

Quelques points, d'apparence anodine, doivent être proposés lorsqu'on entend dire pourquoi la complexité caractérise les marchés financiers. Le plus sage consiste sans doute à partir d'une définition, aussi générale soit-elle : « Le marché financier est un système articulé autour de procédures plus ou moins formalisées

---

1. L'aspect « mystérieux » de ces faits est signalé par d'autres auteurs, par exemple Alfarano, Lux et Wagner (2005).

(les règles du marché), permettant à des agents économiques de mettre des capitaux et d'autres moyens financiers à la disposition d'autres agents économiques, en raison de leurs besoins respectifs et de l'information dont ils disposent. »

Reprenons chacun de ces points :

1. Le marché financier est avant toutes choses un *système* structuré autour d'un ensemble de règles de fonctionnement, de principes qui régissent dans leur détail les échanges (horaires de cotation, processus d'enchères par lequel les prix sont fixés, centralisation ou non des échanges, existence d'intermédiaires ou non, etc.). Il s'agit de ce qu'on appelle la microstructure du marché. Il sera montré plus loin que cette microstructure n'est probablement pas neutre quant à l'émergence de certaines dynamiques financières.

2. Au travers de cette structure, les *agents économiques* qui souhaitent investir leur épargne la dirigent vers d'autres agents qui en ont besoin pour des projets de production. Le fonctionnement de ces marchés serait improbable s'ils ne pouvaient permettre une liquidité satisfaisante pour les titres financiers (actions, obligation, etc.) qui concrétisent ce flux d'épargne vers la sphère réelle (en ce sens, la fonction sociale des marchés est aussi celle d'une « production de liquidité » (voir Orléan, 2004). À cet effet, autour des investisseurs gravite tout un monde de conseillers et d'analystes, de sociétés de bourse, de courtiers, *traders*, *sales*, *quant*, d'opérateurs en information, de sociétés cotées qui, en permettant la liquidité des investissements, font partie du marché, d'autant que les uns et les autres peuvent, selon l'opportunité, endosser l'habit de l'investisseur eux-mêmes.

3. Les choix de ces investisseurs sont dépendants de leur état d'information et des besoins qui sont les leurs. Leur comportement individuel, leurs choix, expriment un ensemble d'anticipations, de stratégies qui se nourrissent de l'information tant exogène au marché (celle qui provient de l'environnement *réel*) qu'endogène, produite dans la sphère financière.

En d'autres termes, qui veut saisir l'origine des dynamiques financières, qui souhaiterait en expliquer la survenue avec un grain d'analyse fin, serait obligé d'embrasser l'imbrication étroite de trois macro-éléments en interaction, grossièrement présentés dans la figure 1 (page suivante).

## 2 L'énigme des *faits stylisés*

Les *faits stylisés* sont, en finance, une série d'observations statistiques qui se vérifient d'une façon très générale, sur de très nombreux marchés réels (NYSE Euronext, LSE, etc.), pour des catégories de produits tout à fait diverses (taux,

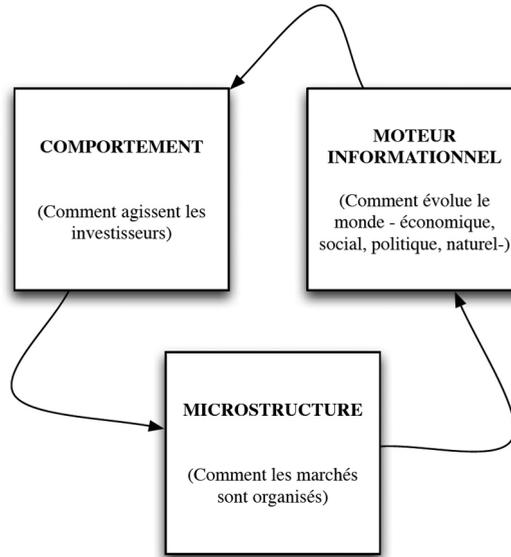


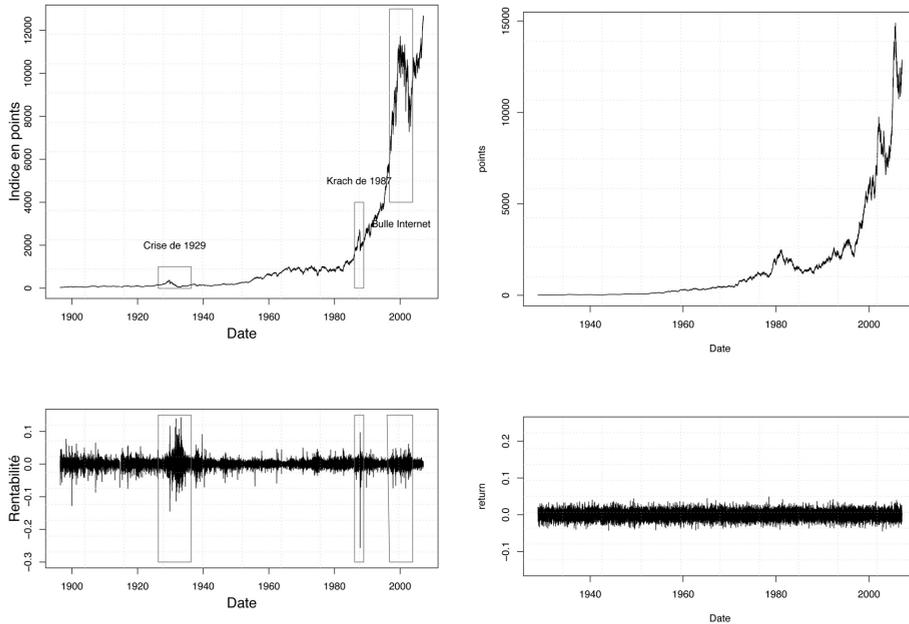
Figure 1. Macro-éléments constitutifs d'un modèle générique de marché financier.

devises, actions, etc.) et sur des périodes de temps très différentes<sup>1</sup>. Il s'agit, en quelque sorte, des *invariants* du financier. Certains sont bien connus et nous disposons de modèles les décrivant de façon satisfaisante, à défaut de savoir les expliquer. Certains autres nous sont moins familiers et nous ne disposons ni d'explications théoriques satisfaisantes, ni de modèles descriptifs vraiment adaptés. Pire, certains sont là comme autant d'évidences empiriques troublantes remettant en question des formulations théoriques généralement admises (par exemple l'aspect fractionnaire des cours, leur *mémoire longue*, largement documenté par Mandelbrot). C'est à une partie de cet ensemble de « signatures statistiques » observées sur les marchés réels que nous allons consacrer les développements suivants.

### 2.1 Des signatures observées à l'échelle de la journée

Les fluctuations du cours des actifs financiers, des actions entre autres, sont dominées par l'aléa. Cet aléa n'est pas facile à caractériser : il n'est pas uniforme, il n'est probablement pas gaussien<sup>2</sup>, identiquement et indépendamment distribué (*iid*). Nous allons l'illustrer à l'aide de chroniques issues du Dow-Jones, indice vedette de la place de New York. La fréquence d'observation retenue est

1. Pour des développements plus complets que ceux présentés dans cet article, voir Granger et Ding (1995), Granger, Spear et Ding (2000), Cont (2001) ou Daniel (2006).
2. Même si en première approximation ou à certaines échelles de temps, c'est une hypothèse acceptable.



**Figure 2. Comparaison (valeurs et fluctuations) Dow-Jones vs marche au hasard *iid*.** À gauche, indice Dow-Jones (1928 à 2007); à droite, marche au hasard de même dispersion.

ici quotidienne : la série servant de base à l'analyse est celle des cours de clôture de l'indice (valeur de l'indice en fin de séance). Ce cours est noté  $p_t$ . Nous nous intéressons également aux fluctuations des cours, appelées rentabilités  $r_t$ . Par définition<sup>1</sup>,  $r_t = \ln(p_t) - \ln(p_{t-1})$ .

L'histoire du Dow-Jones, comme on le constatera aisément, est parsemée d'événements plus ou moins importants (comme la crise de 1929, le krach de 1987 ou celui de 1991) qui apparaissent clairement sur les figures des rentabilités journalière. Sur la figure 2 (à gauche), on observera particulièrement les *chutes brutales* pour les identifier (trois crises célèbres sont en particulier signalées par un cadre dans la figure : il s'agit de la grande dépression de 1929, du krach brutal de 1987 et de l'épisode dit « bulle Internet »). On voit que cette histoire serait très différente si le Dow-Jones était engendré par une marche au hasard *iid*<sup>2</sup> : les événements extrêmes que constituent chacune de ces crises ne sont pas reproduites par de tels modèles.

1. Il s'agit ici d'un taux de rentabilité continûment composé. Il est peu différent de ce qu'on obtient en utilisant une formule du type  $(p_t - p_{t-1})/p_{t-1}$  qui paraît plus intuitive mais est peu usitée en finance.  
 2. Une marche au hasard répond à la spécification suivante :  $p_t = p_{t-1} + \varepsilon_t$  avec  $\varepsilon_t$  un bruit gaussien de moyenne nulle et d'écart-type fini.

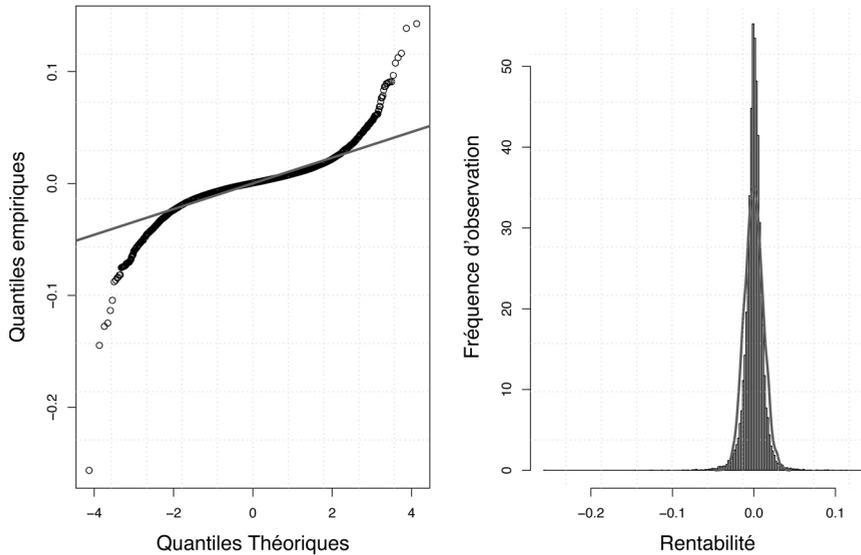


Figure 3. Quantiles/quantiles et distribution de rentabilités du Dow-Jones.

Une des caractéristiques des séries de rentabilités tient au fait que des événements extrêmes s'y produisent de façon *trop fréquente* pour cadrer avec une distribution plus *sage* telle que la gaussienne. C'est une des raisons qui amène Mandelbrot à parler de *hasard sauvage* dans le monde de la finance<sup>1</sup>. La figure 3 présente deux façons de mettre en évidence un autre fait stylisé important : la distribution des rentabilités présente des *queues épaisses*, c'est-à-dire qu'une probabilité d'apparition d'événements extrêmes (fortes hausses, mais surtout, fortes baisses) est non négligeable et en tout cas, bien supérieure à ce qu'il devrait advenir si le moteur des rentabilités financières était un hasard *sage*, gaussien ; la figure de gauche présente ce qu'on appelle, en termes techniques un « qq-plot » : on trace ici les quantiles des rentabilités observées contre ceux d'une distribution normale de même paramètres. Le nuage de point s'écarte de la droite oblique qui, si elle était approchée, indiquerait que les deux distributions sont très voisines ! Or ce n'est ici pas le cas. À droite de ce graphique on représente la distribution empirique des rentabilités : si la forme « en chapeau » est globalement respectée (voir les aires grises), la distribution s'étale aux extrêmes gauche et droite et ne colle que très imparfaitement à la courbe qui matérialise l'allure qu'une distribution normale de même paramètres devrait avoir. On dit également que cette distribution est *leptokurtique*, très concentrée autour de la moyenne, ou que sa *kurtosis* est impor-

1. Par opposition au hasard *bénin* ; on se référera ici aux travaux de Mandelbrot (1998) ou à l'article de Fama (1963).

tante<sup>1</sup>, tous termes renvoyant à la même idée que le hasard qu'elle exprime n'est pas bénin !

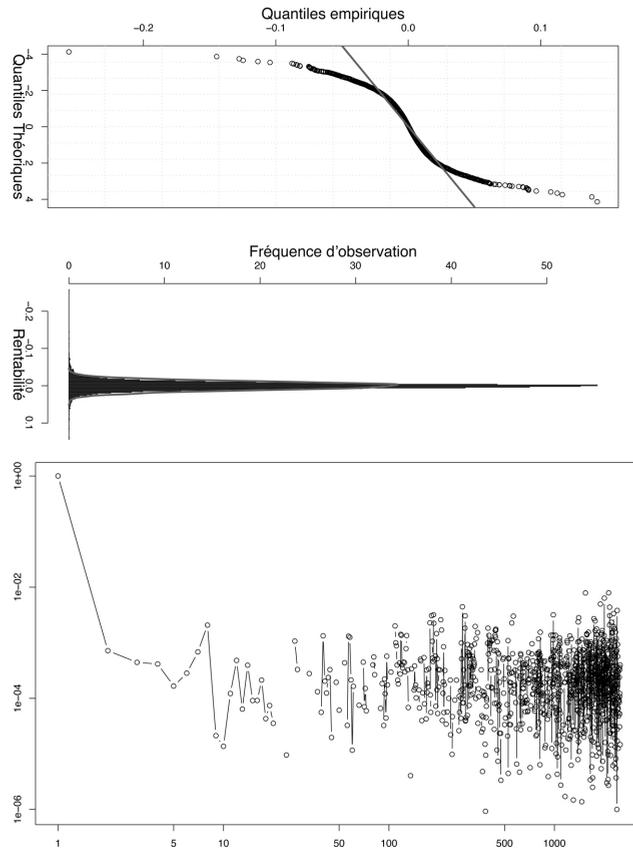
Une autre caractéristique des rentabilités boursières que l'on souhaiterait observer est leur absence d'autocorrélation. C'est là un point important et caractéristique de la promenade aléatoire des prix qui implique que la meilleure estimation de ce qu'ils seront à l'étape  $t + 1$  est ce qui s'observe à la date  $t$ . Une façon de vérifier cette propriété consiste à estimer le degré d'autocorrélation des rentabilités, c'est-à-dire à estimer les coefficients  $\rho_{t-n}$  qui lient les rentabilités à l'étape  $t$  à celles observées à un ordre  $t-1, t-2, \dots, t-n$ ,  $n$  indiquant le nombre de retards considérés dans une équation du type<sup>2</sup> :

$$r_t = \sum_{i=1,n} \rho_i \times r_{t-i} + \theta_t$$

Si ces coefficients sont significatifs, alors l'autocorrélation à *un certain ordre* sera mise en évidence avec un certain degré de confiance ; ce qui impliquerait que la promenade aléatoire serait de fait structurée autour d'une relation de dépendance temporelle importante. Or une telle dépendance est bien improbable et en contradiction avec l'hypothèse d'efficience faible<sup>3</sup> : si elle existait, les opérateurs financiers essaieraient de bâtir des stratégies d'investissement permettant d'acheter ou de vendre judicieusement et d'amasser ainsi des gains sur une échelle arbitrairement grande... Las, si les investisseurs capables de détecter cette relation implémentaient cette stratégie, leur action annulerait probablement toute opportunité de gain, le marché serait « arbitré » ! On s'attend donc à ne pas pouvoir observer une telle dépendance temporelle et, ainsi qu'on le constatera dans la figure 4 (en haut ; page suivante), on ne le pourra effectivement pas – complètement. Pour ce graphique, au temps 0 (en fait, au retard 0), le coefficient est très supérieur à 0,2, limite de l'axe des ordonnées : il est en fait égal à 1, l'autocorrélation d'une rentabilité avec elle-même étant parfaite. Au temps 1, l'autocorrélation est de 0,025 et ressort comme significative.

Précisons que certains coefficients qui apparaissent significatifs ici ne le sont qu'en raison de la façon dont ils ont été estimés et que même si certains d'entre eux s'avéraient significatifs au travers de tests plus exigeants<sup>4</sup>, ils ne permettraient pas la mise en place de stratégies permettant de les exploiter avec profit<sup>5</sup>. Cette

- 
1. La *kurtosis* d'une distribution gaussienne est égale à 3.
  2. Dans cette équation,  $\theta_t$  est un résidu gaussien.
  3. Qui stipule que toute information passée et utile est incorporée dans les prix courants.
  4. Les autocorrélogrammes que nous présentons ne sont en effet pas exempts de limites.
  5. Ce qui fait que de telles relations de dépendance temporelle peuvent subsister : nul ne pouvant en profiter, elles tendent à demeurer.



**Figure 4. Observations sur l'autocorrélation.** En haut, autocorrélogramme des rentabilités ; en bas, autocorrélation/rentabilité au carré. En abscisses, l'ordre auquel l'autocorrélation est estimée. En ordonnée, le niveau du coefficient estimé. Les deux bandes horizontales en pointillés indiquent les bornes en deçà desquelles ce coefficient n'est pas significatif.

observation en apparence *gênante*, parce qu'en contradiction avec l'hypothèse d'efficience faible du marché, ne l'est pas véritablement pour un certain nombre de chercheurs qui affirment qu'elle cesse d'être vraie lorsque les intervalles sur lesquels les rentabilités sont calculées deviennent plus larges (semaine ou mois). En revanche un fait stylisé intéressant s'observe sur le carré de ces autocorrélations ou sur leur valeur absolue (figure 4, en bas).

L'autocorrélation ici est significative sans aucune ambiguïté (tous les coefficients sans aucune exception jusqu'à l'ordre 1 500 au moins sont au-dessus de la limite matérialisée par une droite pointillée horizontale). Les coefficients d'autocorrélation décroissent lentement avec l'ordre du retard considéré, ce qui apparaît sur la figure 4 (en bas ; les échelles des axes sont logarithmiques ici). Cette propriété

entretient un rapport étroit avec ce qu'on appelle, de façon imagée, les « bouffées de volatilité » ou *volatility clusters*. L'idée derrière cette dénomination est que les variations de cours de grande ampleur ont tendance à être suivies de variations d'une ampleur comparable. Autrement dit, la variance des rentabilités n'est pas constante. Pour cette raison, l'autocorrélation est manifeste alors qu'elle ne l'est pas quand les rentabilités sont prises « brutes ». En effet, elles sont alors tantôt positives, tantôt négatives et cette alternance désordonnée empêche qu'on puisse jamais profiter de la dépendance sérielle des rentabilités au carré ou en valeur absolue. On sait rendre compte de ce fait de façon satisfaisante, et ce notamment après qu'Engle (1982) a proposé une classe de modèles traitant de la dépendance temporelle de la variance, les modèles ARCH (*Autoregressive Conditional Heteroskedasticity*).

## 2.2 Observations à l'échelle intrajournalière

Le domaine de l'*intra-journalier*, ou *intra-day*, autrement dit, celui des données collectées à haute fréquence, permet une série d'observation qui laissent apercevoir d'autres formes d'invariance (celles présentées précédemment étant, pour la plupart, toujours valables). Les développements suivants présentent certains de ces faits sur une chronique de cours de l'action Pfizer sur le NYSE entre le 2 février et le 20 mars 2001<sup>1</sup>. La figure 5 (page suivante) détaille l'évolution de la cotation *tick-by-tick*<sup>2</sup> de la journée du 1<sup>er</sup> février 2001. Ce qui est représenté dans la partie haute de cette figure est l'évolution du prix à chaque fois qu'un contrat est conclu, ce qui a lieu de façon aléatoire, sans régularité particulière. C'est là un point sur lequel nous reviendrons plus loin. La partie basse de la figure présente les rentabilités correspondant aux variations de prix présentées au dessus.

Ici encore, on notera une évidente non-normalité des rendements intrajournaliers (figure 6, en haut ; ci-après). C'est un fait qu'il faut considérer en conservant en mémoire que l'intervalle de temps sur lequel des rentabilités sont observées est variable, de quelques millisecondes à quelques secondes. On notera également un degré élevé d'autocorrélation sur la valeur absolue des rentabilités brutes (figure 6, en bas).

Un dernier *fait stylisé* mérite enfin d'être signalé, d'une nature tout autre. Il est relatif à la distribution du *temps financier*. On comprend bien que lorsque les

---

1. De 10 heures à 15 heures, de façon à éviter les périodes d'ouverture et de clôture du marché.

2. Par *tick-by-tick*, on entend « à chaque fois qu'un échange est effectué ». On signale par là que le temps sur les marchés financiers n'est pas continu et que l'intervalle entre deux échanges n'est pas régulier. Telle transaction à 10 : 38 : 06 sera suivie d'une autre 2 secondes plus tard, puis d'une autre 25 secondes ensuite... Ces intervalles sont distribués selon une loi de puissance et chaque instant où une transaction est effectuée est un « tick ».

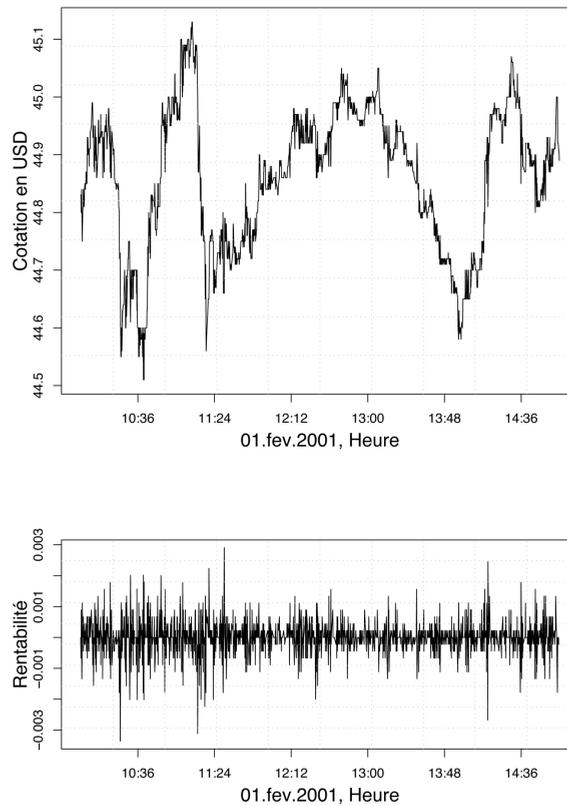


Figure 5. Action Pfizer sur le NYSE : prix, rentabilité.

données sont collectées de façon journalière, l'intervalle qui sépare deux observations est fixé *a priori*. Dans le champ de l'intrajournalier, cela n'est plus vrai. Deux solutions au moins s'offrent à nous pour collecter les prix à cette échelle. La première consiste à observer l'état du marché à des intervalles réguliers (toutes les secondes, toutes les minutes) ou bien, comme cela est fait ici pour l'action Pfizer, *tick-by-tick*, à chaque fois qu'un nouveau contrat est conclu sur le marché entre un vendeur et un acheteur. Il n'est donc plus question ici de parler d'intervalles réguliers et l'on pourrait s'attendre à observer, si le processus engendrant les contrats était de Poisson, à une distribution exponentielle du laps de temps qui sépare deux échanges. Ce fait stylisé est également à mettre au rang des phénomènes mal connus<sup>1</sup> et pour lesquels les modèles classiques semblent actuellement impropres à expliquer l'origine.

1. Pour de plus amples développements, on verra le travail très complet de Daniel (2006).

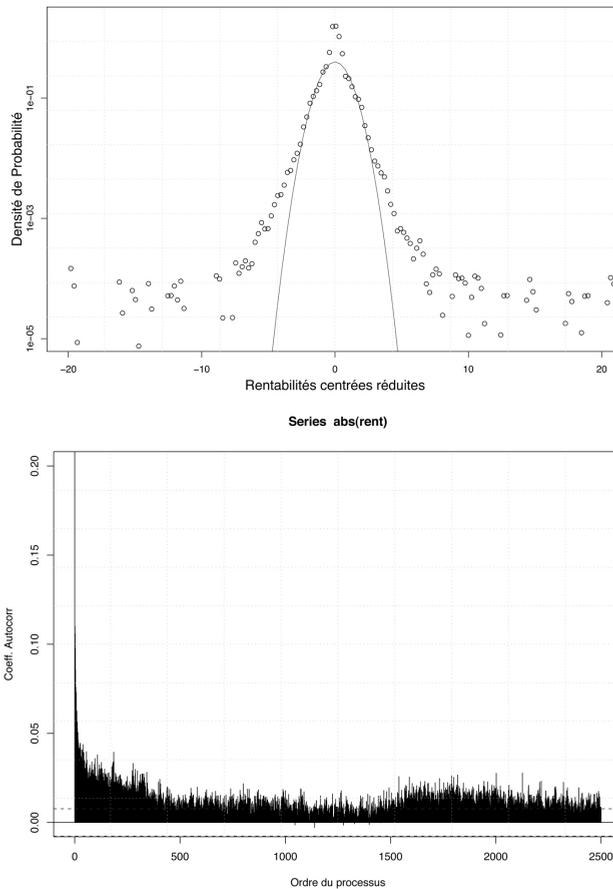


Figure 6. Faits stylisés/Pfizer *intraday*. En haut : non-gaussianité ; en bas, autocorrélogramme, valeurs absolues des rentabilités.

### 3 Une partie de l'énigme élucidée ?

On s'attache dans cette section à justifier dans un premier temps, le recours aux modèles centrés sur des individus et leur simulation, par les voies de la simulation multi-agents (SMA) pour traiter la complexité du monde financier. À l'issue de cette présentation, un modèle asynchrone de marché financier multi-agents est détaillé : les expériences auxquelles il donne lieu soulignent l'importance que la microstructure du marché peut avoir pour expliquer l'origine des faits stylisés.

#### 3.1 Se saisir de la complexité financière

Avant toutes choses, il nous faut convenir que l'approche multi-agents et interactionniste ne s'inscrit qu'imparfaitement dans la ligne standard dans l'école

classique en finance. Par exemple, la théorie standard postule le plus souvent que les agents sur les marchés prennent leurs décisions afin de maximiser leur utilité, sans tenir compte du choix de leurs semblables à l'exception du prix, seul élément de coordination. En un sens, les choix sont donc effectués de façon complètement autonome, sans qu'il soit tenu compte des opinions, du sentiment ou des croyances des autres opérateurs. Dans ce dessein, les agents font usage de leurs facultés computationnelles sur de larges espaces d'information (parfaite) et font preuve de rationalité *substantive*. La coordination sur le marché découle alors du seul système de prix, et nul n'a en soi la possibilité d'influencer ce système. Autrement dit, la finance classique (et nombre de ses branches plus ou moins hétérodoxes) étudie des populations d'opérateurs dont le comportement agrégé est décrit par des systèmes d'équations mathématiques globalisantes<sup>1</sup>. Par ces équations, on sait que le phénomène financier étudié va converger vers tel ou tel attracteur, mais on ignore par quels mécanismes.

Cela tient au fait que l'approche *mathématique* de la modélisation financière est descriptive et non pas explicative : elle ne cherche pas à reproduire des individus vraisemblables mais des dynamiques de populations correspondant à des situations observées dans la nature. Elle est incapable de renseigner finement sur les parties qui constituent le système. Par exemple, on ne connaît pas le devenir d'un individu particulier, ni la façon dont il intervient dans l'ensemble du phénomène analysé. La définition des équations régissant un modèle ne permet de faire d'hypothèses que sur le comportement moyen des individus, ce que nous appelons parfois *l'individu représentatif*, mais, le plus souvent, il ne tient pas compte des variations de comportements entre ces individus.

Pour ces raisons, nous dirons que cette façon de faire de la finance implique des analyses *centrées groupe*, au sens où ce qui est modélisé est la résultante des actions combinées d'un ensemble d'individus (ici des investisseurs), sans qu'on ne se préoccupe en grain fin des comportements individuels dans leur diversité. Or, si la physique ou la chimie peuvent se permettre de considérer que des corps semblables sont interchangeable, comme le sont effectivement des atomes ou des molécules, il n'en est pas nécessairement de même en biologie ou dans les sciences de l'homme et de la société, où les acteurs ont une histoire et sont susceptibles de présenter une grande liberté de comportement. Dans les modèles à base d'agents informatiques, la logique est radicalement différente et les travaux

---

1. On évoque ici les modèles de nature économétrique cherchant à exprimer les dynamiques financières comme celui de la marche au hasard, où les représentations de type « processus d'Ito ». Les modèles d'équilibre du type CAPM sont également concernés par cette remarque bien qu'ils proposent une explication macroscopique de certaines propriétés des phénomènes financiers.

sont clairement *centrés individus* au sens où l'élément de base dans l'approche est le comportement de chaque individu composant le système étudié, ce qui conduit à affronter une hétérogénéité et une complexité vraiment profondes : par exemple, les agents évoluent en rationalité limitée, fondent leurs choix sur des paramètres qui n'intègrent pas uniquement le prix actuel. Leur comportement coévolve avec celui des autres agents. La dynamique macroscopique du système est émergente (voir Anderson, 1972) et découle de l'interaction microscopique d'opérateurs très hétérogènes qui répondent à des stimuli variés et qui participent aux nombreuses boucles de rétroaction parcourant le système. Clairement, l'approche *centrée individus* répond parfaitement aux exigences qu'impose l'étude de tels systèmes complexes (voir Kirman, 2003). En ce sens, les modélisations multi-agents ainsi que leur simulation sont des outils précieux.

Or, les *faits stylisés* détaillés dans la section 2 demeurent très mal compris. Ainsi qu'il a été mentionné, nous savons en reproduire certains avec des modèles descriptifs<sup>1</sup>, des lois de masse<sup>2</sup>, mais nous ne disposons que de peu de théories permettant de les expliquer. C'est là une cause d'insatisfaction qui a longtemps été minorée par le sentiment, partagé par certains académiques, que les conséquences de ces faits étaient maîtrisables par les outils de gestion (gestion de portefeuille et produits dérivés entre autres). En conséquence, cette zone d'obscurité était tolérable. Outre que cela n'est qu'imparfaitement vrai, c'est là un argument qui n'est en soi pas suffisant. Il convient de rappeler que la complexité du monde financier ne se laisse qu'imparfaitement dominer par les approches globalisantes qui peuvent permettre d'engendrer des outils performants pour vivre avec cette complexité, sans pour autant en autoriser la compréhension avec un grain fin. Les développements suivants présentent quelques avancées permettant d'avancer dans la compréhension de *l'énigme des faits stylisés*.

### 3.2 *Les faits stylisés : un artefact du carnet d'ordres ?*

Depuis que les premières simulations multi-agents en finance ont été publiées au début des années 1990 (Palmer *et al.*, 1994), un grand nombre de modèles artificiels de marché ont été développés avec sensiblement toujours la même approche. Le cœur de ces modèles est généralement réduit à une équation réglant la dynamique de fixation des prix à une simple projection du déséquilibre offre/demande. Cette fixation des prix nécessite donc que tous les agents se soient exprimés pour connaître ce déséquilibre. Le comportement des agents y est donc

---

1. Par exemple, les bouffées de volatilité sont bien décrites par les processus ARCH (Engle, 2001).

2. Par exemple, « l'espérance en  $t$  des rentabilités en  $t+1$  est nulle ».

souvent réduit à l'expression d'une volonté d'achat ou de vente et basé uniquement sur l'observation des décisions passées des autres agents. Ces réductions ne sont pas réalistes, du moins si on entend expliquer des phénomènes qui peuvent prendre leur source dans des interactions continues. Dans la lignée de Raberto *et al.* (2005), le modèle présenté ici respecte la façon dont les agents interagissent sur les marchés réels : au cœur du système, on trouve un carnet d'ordres qui permet aux agents de confronter leurs positions.

### 3.2.1 Le carnet d'ordres

Le carnet d'ordres, qui est ici le cœur du modèle de marché, est conçu pour être aussi minimal que possible : comme le but est d'étudier les effets des interactions entre les agents sur les dynamiques de marché, il convient d'éviter au maximum de devoir paramétrer outrancièrement le modèle, notamment pour éviter les effets de bords non souhaités<sup>1</sup>. Le carnet d'ordres peut être relié au concept de *tableau noir* (pour plus de détails sur ces systèmes, voir par exemple Englemore et Morgan, 1988), 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.

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 7 (ci-dessous) présente un exemple typique de carnet d'ordres.

Les ordres sont, dans ce modèle, tous des *ordres limites*, ce qui signifie que les prix exprimés dans les ordres sont le prix maximum (respectivement minimum) auquel l'agent est prêt à acheter (vendre) ses actions. En synthèse, les ordres sont donc la composition d'une *direction* (acheter ou vendre), d'un *prix limite*, d'une *quantité* et d'une *date d'émission*.



1. On peut par exemple implémenter un système de durée de validité pour les ordres. Ici, une position « acheteur » ou « vendeur » n'est admise dans le carnet que pour une période délimitée puis annulée si la limite est atteinte. On gagne en vraisemblance mais on risque à un moment donné de se trouver dans une situation improbable où des ordres vivent très longtemps alors qu'ils n'ont aucune chance d'être exécutés ou bien au contraire disparaissent bien trop vite.

Quand un ordre est envoyé au carnet par un agent, il est comparé aux ordres qui y sont déjà stockés afin de vérifier si l'un d'eux peut servir de contrepartie. S'il n'existe aucune contrepartie dans le carnet d'ordres, l'ordre est inséré dans l'une ou l'autre des listes d'enchères, en accord avec les critères présentés précédemment (voir le cas 1 de la figure 8). Si tel 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 des titres financiers cédés. Cette configuration correspond au cas 2 de la figure 8. Ici, la transaction se décompose ainsi : 21 000 titres sont offerts à la vente pour un cours limite de 50,45. Un ordre d'achat pour 37 000 titres au cours limite de 50,50 est émis. L'acheteur propose une limite supérieure au vendeur le moins exigeant. Il sera donc satisfait et touchera 21 000 titres au cours de 50,45 (premier prix proposé). Une fraction de son ordre n'étant pas exécutée (16 000 titres), celui-ci apparaîtra *in fine* du côté des demandes (*buy orders*).

### 3.2.2 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 opérateurs agissent simultanément en  $t$  sur la base de l'information disponible. On parle ici de modèles de simulation « synchrones ». Dans le modèle 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 s'exprimer quand ils le veulent. Ils peuvent ainsi réagir instantanément à une information endogène (un nouvel ordre dans le carnet) ou exogène (une nouvelle). On parle alors de modèles « asynchrones ». Avec les modèles équationnels, cela ne peut pas être simulé parce que 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 soulève bien des difficultés. C'est un problème classique dans les SMA, spécialement quand le protocole de communication utilisé est un tableau noir



Figure 8. Fonctionnement d'un carnet d'ordres.

(voir par exemple Carver et Lesser, 1994). La méthode naïve consiste à laisser le système d'exploitation de l'ordinateur gérer ce *parallélisme* en encapsulant chaque agent dans une tâche que le système doit exécuter (au même titre que toutes les autres applications qu'il gère). Tous les systèmes d'exploitation ne gèrent pas ce parallélisme de la même manière et souvent il ne peut même pas être garanti. C'est un problème majeur : les simulations ne peuvent pas être reproduites et sont perturbées par les autres applications utilisant l'ordinateur, ce qui altère la qualité des résultats expérimentaux.

Une autre possibilité consiste à simuler le fonctionnement des tâches pour garder un contrôle sur leur comportement et donc éviter les problèmes mentionnés précédemment. Il est donc nécessaire de développer un *ordonnanceur*, ou *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 de leur avantage temps au détriment des 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 majeur de ce tirage avec remise est que certains agents peuvent rester hors du marché (ne peuvent jamais parler) à cause de certaines séquences générées 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, c'est ce principe d'ordonnement qui est utilisé dans les simulations exposées dans cet article.

### 3.2.3 Comportement des agents

La microstructure d'un modèle de marché artificiel ne peut être testée ou évaluée sans des agents échangeant des actifs financiers à travers elle. Ainsi qu'il a été mentionné précédemment, une grande part de la littérature dans le champ utilise des agents cognitifs qui exhibent des comportements complexes<sup>1</sup>. De plus,

---

1. On se référera par exemple au *Santa-Fe Artificial Stock Market* pour un exemple de comportement d'un tel type (Palmer *et al.*, 1994).

ces agents 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 augmentent tellement la complexité du 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 en mesure de donner des éléments de réponses à ces questions, le modèle proposé ici est fondé sur des agents au comportement le plus simple possible<sup>1</sup>, dans la lignée des travaux de Gode et Sunder (1993), 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 gaussienne par exemple, l'hypothèse que ce résultat est dû à la définition des comportements ne tient pas, puisque ces comportements ne s'appuient en rien sur une telle distribution gaussienne. De plus, les agents dans ce modèle sont purement réactifs, ce qui implique qu'aucune hypothèse forte sur leurs capacités de raisonnements, ni sur les informations qu'ils utilisent pour prendre leurs décisions n'est faite, à l'inverse de ce qui est fait dans la plupart des autres travaux. Le choix d'utiliser des comportements d'agents extrêmement simples est donc totalement délibéré dans cette recherche : le but n'est pas de concevoir des agents les plus réalistes possibles, mais de jauger de l'impact de la structure du modèle de marché séparément des deux autres composants du modèle. Autrement dit, dans la figure 1, les éléments « Moteur informationnel » et « Comportement » sont rendus aussi neutres que possibles.

Les agents peuvent être assimilés à des *zero intelligence trader* qui postent des ordres dans une direction aléatoire, pour un prix et une quantité aléatoire de produits financiers. Chaque fois qu'ils doivent passer un nouvel ordre, ces 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  $[1, +\infty[$ <sup>2</sup>. Cette règle est nécessaire pour initialiser le carnet d'ordres.

- 
1. Le terme « simple » est ici discutable. On veut dire « non sophistiqué », sans structuration particulière, sans que l'intelligence, l'apprentissage ou toute forme de cognition interviennent. Un tirage selon une loi uniforme est plus « simple » qu'un tirage selon une loi « normale » parce qu'aucune régularité, comme la concentration autour de la moyenne, n'intervient.
  2. La limite inférieure est fixée à 1 de façon arbitraire. Seuls les prix négatifs sont interdits.

– 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* pourvu qu'on soit exécuté.

- 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 Expériences

Il est temps maintenant de décrire quelque peu les expériences menées sur ce marché artificiel. L'idée est ici de vérifier s'il est susceptible d'engendrer ou non les *faits stylisés* décrits à la section 2. Si tel est le cas, alors aurons nous peut-être mis l'accent sur le rôle central de la structure d'interaction dans l'émergence de ces phénomènes. La logique ici poursuivie est celle du rasoir d'Occam : maintenir le modèle simple et aussi fruste que possible pour repérer les éléments nécessaires et suffisants pour l'apparition du phénomène ; nous n'aurons pas une preuve définitive de la stricte causalité microstructure  $\rightarrow$  faits stylisés, mais nous pourrions compléter ainsi un faisceau d'indices allant en ce sens.

Ici, les expériences<sup>1</sup> sont toutes réalisées avec 1 000 agents pendant environ 20 000 pas de temps (nous illustrons la plupart du temps les figures sur la base de 4 000 observations). Ces informations sont données à titre purement indicatif : les expériences peuvent être réalisées avec un nombre d'agents beaucoup plus important pour obtenir des résultats similaires, la seule limite étant le temps et la mémoire nécessaires au déroulement de la simulation. En d'autres termes, des

---

1. Le simulateur utilisé pour réaliser ces expériences est disponible sur simple demande aux auteurs.

simulations large échelle peuvent être envisagées, mais elles ne changent pas la qualité des résultats obtenus.

Très fréquemment, nous confronterons (de manière graphique) les *faits stylisés* obtenus (pour autant qu'ils le soient) grâce à ce modèle asynchrone à ceux obtenus par la simulation d'un marché simulé équationnel directement dupliqué de celui Palmer *et al.* (1994) et repris par Derveeuw (2005). Les détails de ce modèle sont à consulter dans ces deux articles, mais en substance il s'agit ici d'un marché dont la dynamique du prix est réglée par une équation et non un carnet d'ordres, qui est donc synchrone et dans lequel les comportements sont plus complexes que ceux employés dans le modèle asynchrone précédemment décrit. Ce modèle synchrone fut l'un des pionniers dans le champ. Il est connu sous le nom de *Santa-Fe Artificial Stock Market* (SASM). On verra que l'examen attentif des résultats issus des deux plateformes, confrontées aux résultats réels, fait ressortir quelques évidences notables. Toutefois, il convient de bien préciser un point lorsque le lecteur souhaitera croiser les figures (le parti pris étant ici de ne pas trop donner de statistiques mais d'illustrer) : le marché asynchrone présenté doit être jaugeé à l'aune des dynamiques intrajournalières (type Pfizer, voir figure 5), car la logique du carnet d'ordres est celle d'une simulation de marché sur des intervalles de temps très brefs. En revanche, la simulation du SASM doit être comparée à des dynamiques caractérisées sur des intervalles de temps plus longs, à la journée par exemple, comme cela est le cas au sujet des évolutions du Dow-Jones (voir figure 2, à gauche).

#### 4.1 Des distributions de rendements à queues épaisses

Ces premiers faits stylisés, présentés dans la section 2, impliquent que la forme de la distribution des rendements ressemble à une celle d'une distribution normale avec un excès de concentration autour de la moyenne, en d'autres termes une *kurtosis* importante (approximativement 4) (voir section 2). La distribution des rendements présente donc des *queues épaisses* : 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 (voir colonne de droite pour une comparaison). De plus, ce résultat est meilleur que ceux obtenus par Baron, Arthur et Palmer (1999) avec un modèle équationnel. La figure 9 (en haut, page suivante) a présente l'allure générale de la courbe des prix sur 4 000 itérations environ ainsi que la distribution des rendements ainsi obtenue. La figure 9 (en bas) présente quant à elle le même type d'information mais pour le SASM.

Il apparaît clairement que la proximité entre le marché asynchrone et ce qui s'observe sur les marchés réels, dans une optique intrajournalière, est plus nette que celle qui s'observe entre la simulation du SASM par rapport aux dynamiques

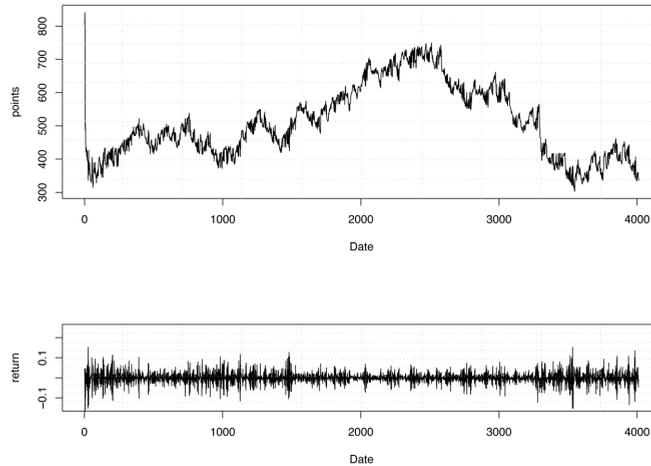
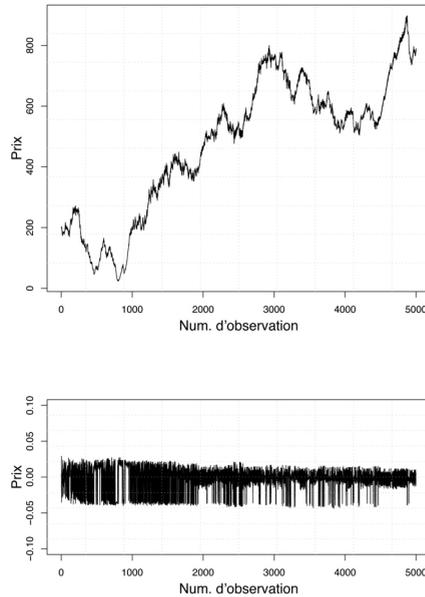


Figure 9. Comparaison des profils de deux types simulations : prix/rendements. En haut, marché asynchrone à carnet d'ordres ; en bas, SASM.

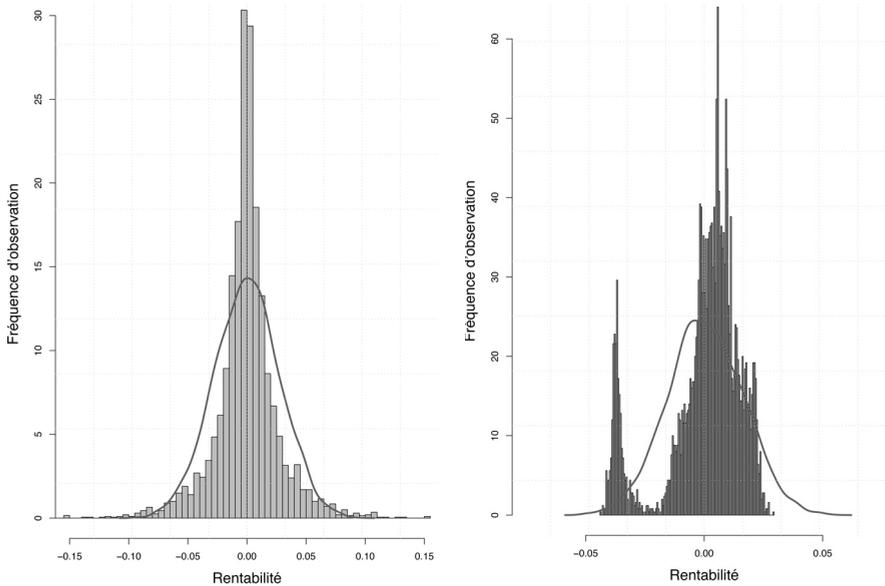
journalières d'un marché comme le NYSE. Une raison, sur laquelle nous reviendrons ultérieurement, est qu'à l'échelle intrajournalière le comportement des opérateurs importe en une proportion moindre pour expliquer la dynamique des prix que la microstructure par laquelle les échanges se font. Aussi, la définition d'un comportement sophistiqué n'est elle pas nécessaire pour obtenir des dynamiques vraisemblables alors qu'une architecture de marché réaliste l'est. Par ailleurs, les distributions de rendements, qu'on en considère l'histogramme ou la fonction de densité, laissent

très clairement apparaître des queues épaisses pour celles issues du marché asynchrone (figures 10, à gauche et 11, en haut), comparables à celles obtenues sur des chroniques d'actifs réels, tandis que celles issues du SASM (figures 10, à droite et 11, en bas) n'ont pas, *a priori*, les mêmes caractéristiques.



#### 4.2 Autocorrélation des rendements

Ainsi qu'il a été précédemment évoqué, l'une des caractéristiques majeures des séries de rentabilités financières est qu'elles n'exhibent pas d'autocorrélation

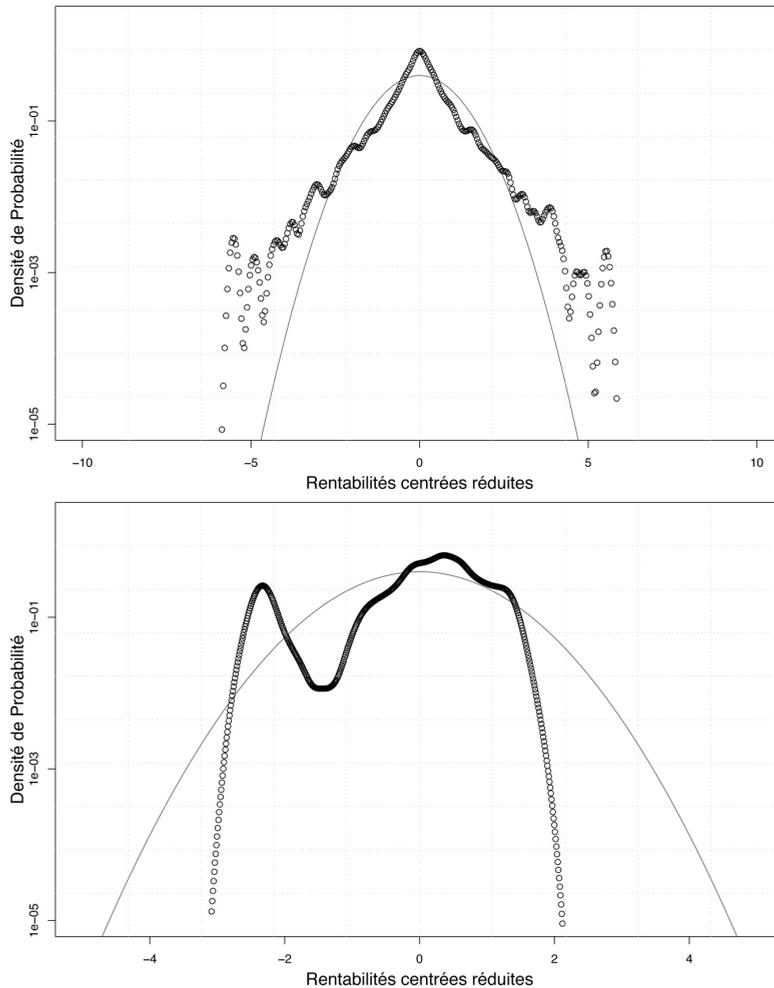


**Figure 10. Comparaison des profils de deux types simulations : histogramme des rentabilités/distribution normale. À gauche, marché asynchrone à carnet d'ordres ; à droite, SASM.**

significative mais qu'une dépendance à court terme existe lorsqu'on s'intéresse à leurs valeurs absolues. Les figures 12 (ci-après) présentent le tracé de la fonction d'autocorrélation de la valeur absolue des rentabilités pour un jeu de données généré pour chaque modèle (asynchrone et SASM). Si on les compare à ceux obtenus sur des données réelles (voir figure 6, en bas), nous pouvons voir clairement que des propriétés similaires à celles observables en réalité peuvent être reproduites avec le modèle asynchrone : il s'agit là d'un résultat à porter au crédit du bon calibrage de notre modèle synchrone à carnet d'ordres pour simuler des dynamiques intrajournalières. Il est également à noter que la simulation du SFASM ne permet pas de reproduire pleinement les faits stylisés présentés dans la figure 4 relative au Dow-Jones<sup>1</sup>.

Par ailleurs, d'autres tests statistiques (non présentés dans cet article, on verra par exemple Derveeuw, 2007) montrent clairement que ces faits stylisés obtenus de façon artificielle *se cachent* derrière une allure générale pour les cours qui est conforme en de très nombreux points avec ce qu'on observe sur des données réelles ! Ces résultats confirment et améliorent donc ceux qui, préliminaires, sont présentés dans Raberto *et al.* (2005). Cela montre qu'un modèle de marché

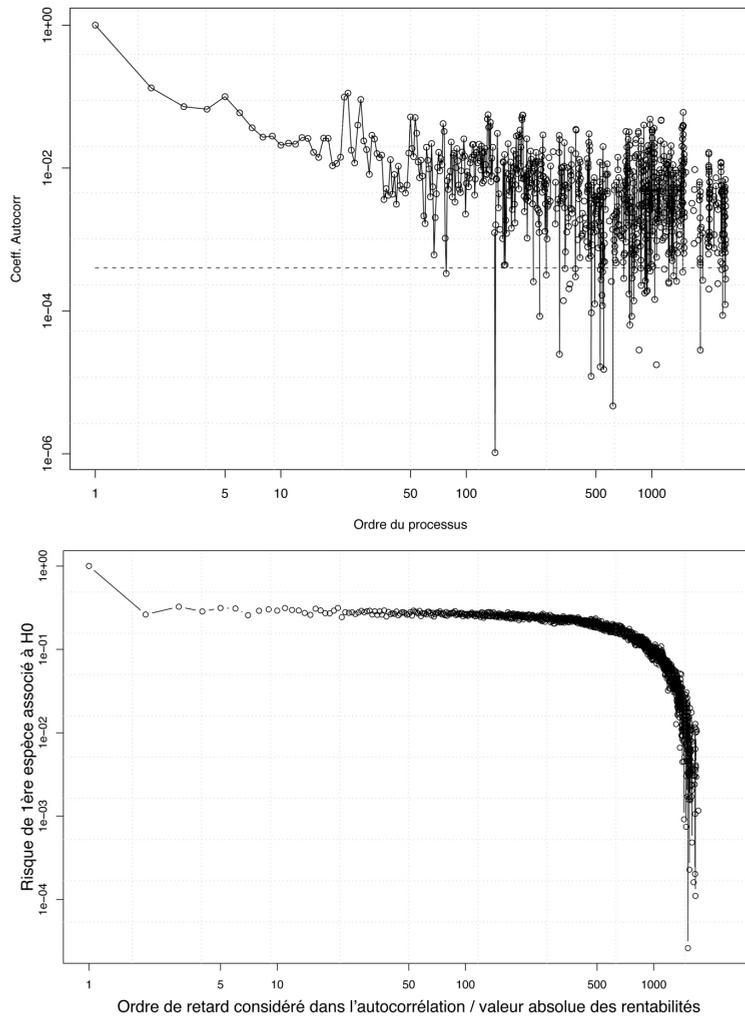
1. Ce modèle est en ce sens de moindre intérêt.



**Figure 11.** Evidence de la présence de queues épaisses dans la simulation asynchrone. En haut, marché asynchrone à carnet d'ordres ; en bas, SASM.

asynchrone continu est à même de reproduire la plupart des caractéristiques des *faits stylisés* sans faire d'hypothèse particulière sur le comportement des agents ou sur les caractéristiques du moteur informationnel.

Cela renforce l'hypothèse selon laquelle une partie de ces faits doit être considérée comme des *artefacts* du carnet d'ordres. Il est possible, sur cette base, de compliquer substantiellement les modèles, notamment celui dit *de comportement*, pour intégrer par exemple des thèses très stimulantes comme celles défendues par Orléan (1999). Cela a par ailleurs déjà été fait par Daniel (2006) ou Derveeuw (2007), entre autres. Mais cette augmentation du nombre de degrés de liberté des



**Figure 12. Autocorrélogramme des valeurs absolues des rendements.**  
 À gauche, marché asynchrone à carnet d'ordres ; à droite, SASM.

modèles en rend alors l'analyse plus difficile. Une piste naturelle qui permettrait de conforter ces résultats préliminaires consisterait à mettre en place un système de traducteur qui permettrait une mise en comparaison des différentes plateformes de marchés financiers artificiels aujourd'hui disponibles.

Enfin, un plan d'expérience ne saurait être complet en cette matière s'il ne prenait en compte la modélisation même du *moteur informationnel* (fréquence et ampleur des informations, type de processus les engendrant, etc.). Les *faits stylisés* conservent encore leur part de mystère.

## 5 Discussion

Cet article fait un point sur la complexité des marchés financiers, en détaille quelques aspects, et se focalise sur l'intrigante question de l'origine des *faits stylisés*. Disposer de modèles explicatifs liant les interactions locales à l'émergence de ces régularités est un enjeu scientifique significatif : la maîtrise de certains événements extrêmes pourrait en dépendre, au moins en partie.

Or, si nous disposions jusqu'à peu de modèles descriptifs satisfaisants, nous manquons parallèlement de modèles explicatifs capables de traiter l'extraordinaire imbrication des structures d'échange, de l'information endogène et exogène aux marchés et du comportement des investisseurs. Ce manque est en passe d'être aujourd'hui comblé, notamment grâce à l'aide des modèles formels d'interaction et des simulations qui leur sont adossées, utilisant les systèmes multi-agents. Au rang des résultats proposés, qui restent encore à affiner, il est montré, en ayant recours à une approche minimaliste, avec un usage du rasoir d'Occam effilé pour les besoins de la recherche fondamentale en finance, comment une partie des faits stylisés pourrait découler directement de la microstructure du marché. Ainsi le modèle de marché étudié, basé sur un carnet d'ordres permet de mettre en place un système d'interactions entre agents semblable à un tableau noir qui implique une cotation asynchrone et continue, à l'image de ce qui se passe positivement sur les marchés réels. De cet asynchronisme, et de cette interaction microscopique permanente entre les investisseurs virtuels, émergent des faits stylisés artificiels, proches de ceux observés sur des marchés réels.

Pour autant, la partie du mystère éclairée par ce travail ne couvre pas l'intégralité des questions encore irrésolues en finance : les événements extrêmes que nous évoquons principalement dans cet article prennent place dans l'intervalle de temps réduit des cotations intrajournalières ; à cet horizon court, le comportement des investisseurs ne paraît pas être l'ingrédient nécessaire et suffisant pour expliquer leur émergence. Les distributions de prix, de rendements, leurs caractéristiques en termes de moments, de dépendance sérielle sont bien spécifiques et ne peuvent être attribuées ni au comportement implémenté dans les agents (qui dans le jeu d'expérience proposé ici est aléatoire/uniforme, alors que ces séries ne le sont jamais), ni à des chocs exogènes sur le système, ceux-ci étant *de facto* inexistantes. Varier ces comportements ne crée pas de dissonance dans ces conclusions ; en revanche, toute modification de la microstructure substantielle est à même de modifier en profondeur les faits collectés dans les expériences (voir par exemple Derveeuw, 2007).

Il en va tout autrement lorsqu'on s'intéresse aux grandes crises financières qui s'expriment sur des jours ou des semaines ! Ici les modèles explicatifs ne peuvent

faire l'économie d'une sophistication additionnelle, et les pistes de modélisation les plus prometteuses sont probablement à chercher dans les contributions de l'économie cognitive (voir Lesourne, Orléan et Walliser, 2002). Une approche intégrative de ces horizons temporels offrira des enseignements importants qui devraient inspirer le régulateur des places boursières et autres autorités de marché dans leur recherche de formes organisationnelles toujours plus efficaces, toujours plus sûres, pour qu'offreurs et demandeurs de capitaux puissent se rencontrer dans des conditions satisfaisantes.

Une autre limite doit ici être mentionnée : la réplique des faits stylisés est toujours qualitative pour la raison que la nature de l'invariance qu'ils révèlent est également qualitative ! Un calibrage fin des outils de simulation est toujours nécessaire pour engendrer artificiellement des chroniques dont les signatures sont quantitativement proches de celles observées sur tel ou tel marché réel.

Par ailleurs, on peut légitimement s'interroger sur l'aspect minimaliste ou simple du comportement intelligence zéro des agents utilisés dans ce travail : basé sur des tirages aléatoires selon des distributions uniformes, il semble plus neutre que des comportements du type fondamentaliste ou spéculateur. Toutefois, le recours à de telles sophistications ne modifie pas qualitativement les résultats proposés ici qui semblent également robustes à la variation des paramètres des expériences (voir Derveeuw, 2007)<sup>1</sup>. Restent toutefois ouvertes les questions de la spécificité des faits stylisés financiers qui pourraient entretenir une proximité originelle avec de larges catégories de processus qu'on observe dans les sciences humaines et sociales<sup>2</sup> où s'expriment pleinement les interactions microscopiques, l'évolution comportementale et cognitive des agents, formant une complexité dont nous commençons à peine à pouvoir nous saisir.

---

1. Nombre d'agents, durée des simulations, graines des générateurs de nombres aléatoires, etc.  
2. Ne trouve-t-on pas de nombreuses distributions en loi de puissance dans la taille des villes, dans les distributions de richesses, etc. ?

