

Simuler pour comprendre : un éclairage sur les dynamiques de marchés financiers à l'aide des systèmes multi-agents

Bruno BEAUFILS*, **Olivier BRANDOUY****, **Lin MA***** & **Philippe MATHIEU******

*Maître de conférence, Université des Sciences et Technologies, Lille 1

**Professeur, Université Paris 1 Panthéon Sorbonne

*** Doctorante, Université des Sciences et Technologies, Lille 1

**** Professeur, Université des Sciences et Technologies, Lille 1

RÉSUMÉ

« Quelles spécifications minimales un modèle de marché financier artificiel doit-il respecter pour produire des dynamiques réalistes ? ». *A partir de cette question de recherche, l'article fait un point sur l'usage de la simulation multi-agents comme outil de connaissance scientifique, en s'appuyant sur un cas. Le potentiel des systèmes multi-agents (SMA) pour la formalisation de connaissances nouvelles en finance est souligné. Au rang des résultats théoriques, il est montré que la microstructure des marchés financiers tient une place centrale dans l'émergence des dynamiques financières tandis que le comportement des investisseurs semble y jouer un rôle plus réduit. Ce travail présente des implications pratiques en rapport avec la régulation des places financières mais aussi avec le design d'automates d'algorithmic trading. Il fait également un point sur une méthode de connaissance et de modélisation innovante et en plein développement en finance, à la croisée des systèmes d'information, de l'intelligence artificielle et de la finance de marché.*

Mots-clés : Finance, Simulation, Microstructure, Systèmes multi-agents, Intelligence artificielle.

ABSTRACT

“What are the minimum specifications to design a realistic artificial financial market?”. *Starting from this research question, it is argued in this article that simulation of Multi-Agent Systems (MAS) can be a specific mode of inquiry which improves our knowledge of financial motions. Among others, we show that one must pay a particular attention to market architectures implemented in the MAS in casu generating realistic artificial data is targeted. This element, i.e. market microstructure, appears to be necessary and sufficient in explaining the emergence of a wide range of financial stylized facts at the intraday level, while the design of agents behaviors could be considered as of less value for this emergence. This research has potential implications in the design of regulatory financial institutions or algorithmic trading methods. It also makes a point on a new and promising research methodology, at the crossroads of Information Systems, Artificial Intelligence and Finance.*

Key-words: Finance, Simulation, Microstructure, Multi-agents systems, Artificial intelligence.

1. INTRODUCTION

User de la simulation pour améliorer la connaissance en termes de *'savoir faire'* ou de *'savoir être'* est d'un intérêt évident. Par exemple, la connaissance du pilotage d'un avion a probablement tout à gagner à être rodée sur des simulateurs réalistes. De même, la conduite d'une organisation peut-elle être affinée en ayant recours à des simulations qui mettent le gestionnaire en présence de situations inédites, complexes, où ses limites sont testées dans un environnement virtuel et partant, anodin.

Au-delà de ces usages, la simulation peut également améliorer la connaissance déclinée en termes de *'savoir scientifique'*. C'est la thèse qui sous-tend cet article. Le travail présenté pour soutenir cette thèse emprunte une voie méthodologique initiée par les contributions séminales de Wiener (1948), Von Neumann (1966), Simon (1969) ou Conway¹. Son ambition est de répondre à la question de recherche suivante : « *Quelles spécifications minimales un modèle de simulation de marché financier doit-il respecter pour produire des dynamiques artificielles réalistes ?* ».² Le « réalisme » dont il s'agit peut être jugé à l'aune des propriétés statistiques que présentent les dynamiques financière réelles. Si celles-ci sont reproduites par simulation, le modèle qui les engendre est un candidat possible pour en expliquer l'origine. Pour autant, chacun sait que des modèles différents peuvent produire des phénomènes similaires. Dès lors, comment choisir ? La ligne défendue dans cet article est celle du rasoir d'Occam : plus le modèle de simulation est économe dans ses spécifications

1. Voir Gardner (1970).

2. Initialement, le but poursuivi dans cette recherche était de développer des marchés financiers artificiels qui puissent servir 'd'éprouvette' pour tester des hypothèses théoriques ou bien vérifier la pertinence de mécanismes de régulation de place. Ceci ne peut que difficilement se faire *in vivo* pour des raisons de coût ou d'impossibilité pratique. Par exemple, analyser l'effet d'une taxe Tobin frappant les transactions financières en univers artificiel est envisageable, alors que son test 'grandeur nature', sur un marché financier réel, pose une série de problèmes quasi insolubles.

(moins le nombre de degrés de liberté sera élevé), meilleur il est. Répondre à la question de recherche en respectant cette ligne permet à notre avis de lever une partie du voile qui masque les causes à l'œuvre dans l'émergence des dynamiques financières et de leurs caractéristiques statistiques si particulières.

La thèse qui sous-tend ce travail est donc que dans la boucle ternaire « modélisation—simulation—confrontation au réel », la connaissance progresse de façon significative et que la simulation est un puissant moyen de découverte scientifique.

L'article est organisé comme suit : dans une première partie, il est montré comment la connaissance des dynamiques financières s'est structurée autour de modèles 'centrés groupes'. Quelques-uns de ces modèles sont évoqués pour mieux souligner les limites dans lesquelles le savoir se trouve pour le moment. Ces limites établies, il est montré dans une seconde partie en quoi un nouveau type de modèles permet de progresser dans la connaissance. Ces modèles 'individus centrés' donnent lieu à des simulations, appelées *simulations multi-agents*. Celles-ci éclairent des aspects encore obscurs des dynamiques financières en intégrant des éléments qui ne peuvent l'être dans les modèles 'centrés groupes'. La troisième partie présente le protocole expérimental retenu, les simulations effectuées ainsi que quelques résultats. Elle illustre comment le savoir peut avancer grâce à ce puissant outil de modélisation et de simulation que sont les systèmes multiagents.

2. QUELQUES LIMITES DES MODÈLES 'CENTRÉS GROUPES' EN FINANCE

La recherche de modèles qui, en finance, rendent compte des dynamiques observées sur les marchés est motivée par des raisons

pratiques tout autant que scientifiques. Par exemple, on a besoin pour valoriser les options financières de modèles décrivant comment se comporte le produit sous-jacent sur lequel elles s'appuient (action, indice de marché, devise...). Pour cette raison, les modèles qui sont proposés depuis plus de cent ans sont, la plupart du temps, 'centrés groupes' : ils ne veulent pas expliquer en détail les différentes évolutions du système financier³ mais se contentent souvent de décrire « à gros grains » les mouvements de prix qui en naissent.

Ainsi une tradition de recherche ancienne, qui remonte à Bachelier (1900), consiste à rendre compte des fluctuations de cours de bourse comme d'une promenade aléatoire ou 'marche au hasard'. L'idée simple derrière ces mots est que le prix d'une action dans le futur, par exemple dans une unité de temps, est supposé égal au prix actuel modulé d'un terme aléatoire Gaussien, d'espérance nulle et de variance constante. Les accroissements de prix sont alors considérés comme indépendamment et identiquement distribués (*i.i.d.*) ce qui paraît, en première approximation, bien décrire comment se comportent les cours de bourse sur une échelle de temps suffisamment longue. C'est du moins l'opinion générale jusque dans les années 1960.⁴

Toutefois, il est vite apparu que ce modèle de marche au hasard ne rendait compte qu'imparfaitement des dynamiques financières. Parmi les observations qui posent problème, la variance des rentabilités ne semble pas constante; celles-ci ne paraissent pas distribuées selon une loi Normale et leur indépendance est également remise en question, ce qui s'ajoute à une série d'observa-

tions *empiriques* qu'on rassemble sous le nom de *faits stylisés*. Ces faits stylisés forment donc un ensemble d'observations statistiques qui 'signent' les chroniques financières et possèdent un certain degré de généralité.⁵

Les développements suivants illustrent ces faits stylisés, à la fois pour montrer en quoi le modèle de promenade aléatoire est inadapté, mais aussi de façon à illustrer les propriétés statistiques qu'on devrait chercher à reproduire par simulation, que ce soit avec des modèles centrés groupe ou d'autres types. Les illustrations proposées utilisent les chroniques de rentabilités quotidiennes de l'indice Dow Jones (DJ) entre le 26/05/1896 et le 12/02/2007 ainsi que les rentabilités intra journalières du titre Pfizer, également coté sur le NYSE, mais pour la seule journée du 01/02/2001 ; ces dernières observations sont donc dites intra journalières, ou « haute fréquence ».⁶

Visuellement, on constate que la distribution des rentabilités issues du Dow Jones ou de Pfizer ne sont ni l'une ni l'autre distribuées selon une Normale *i.i.d.*, ce qui aurait alors produit une bande homogène sans épisodes agités comme ceux qu'on identifie par exemple dans la figure 1(a) ou 1(b).⁷ Dès lors, le modèle de marche au hasard semble inadapté pour rendre compte du phénomène observé. Cette évidence est confirmée par les figures 2(a) et 2(b) où sont représentées les distributions de rentabilités issues des observations réelles (resp. pour le Dow Jones et Pfizer). Ces figures mettent en évidence des queues épaisses pour ces distributions, c'est-à-dire une occurrence d'événements extrêmes trop im-

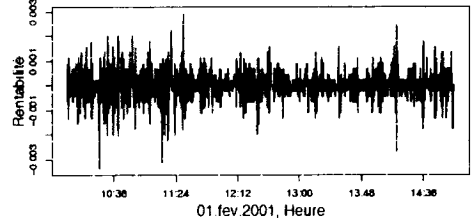
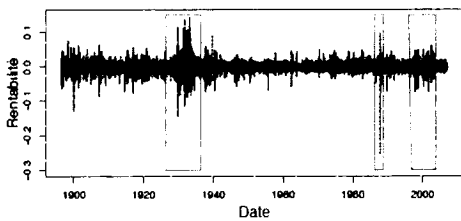
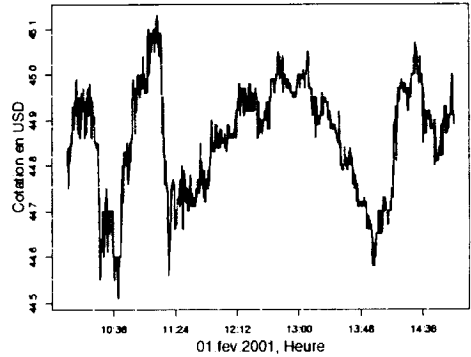
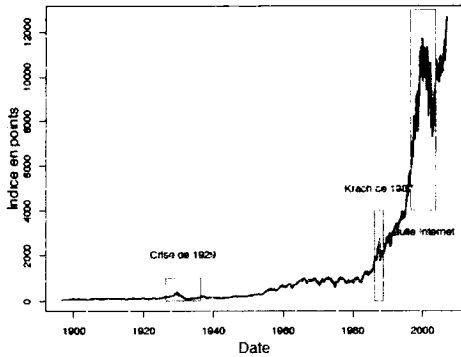
3. Par exemple, la richesse des investisseurs, la performance allocative du marché, les volumes de transaction, leur temporalité...

4. On verra par exemple Working (1934) ou Kendall et Hill (1953).

5. Ceux-ci s'observent pour de nombreux marchés, des produits financiers différents, diverses périodes historiques. Pour des développements plus complets on verra par exemple Cont (2001) ou Daniel (2006).

6. Les rentabilités sont calculées à partir du prix constaté pour chaque transaction, ici entre 10h00 et 15h30.

7. Cf. les cadres isolant quelques épisodes critiques bien connus.



(a) Indice Dow Jones de 1896 à 2007

(b) Pfizer, le 1^{er} février 2001

Figure 1. Indice Dow Jones et action Pfizer sur le NYSE ; figures du haut : *prix*, figures du bas : *rentabilités*.

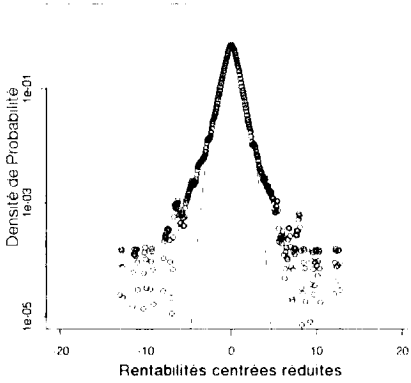
portante par rapport à ce qu'on attendrait si les rentabilités historiques suivaient une distribution Gaussienne, caractéristique du hasard *sage*.⁸

Par ailleurs, si les rentabilités boursières étaient le fruit d'une marche au hasard, elles devraient également présenter une totale absence d'autocorrélation étant indépendantes les unes des autres. Si tel paraît bien être le cas à l'échelle de la journée (Figure 3(a)), l'analyse des données intra journalières (cf. Figure 3(c)) fait ressortir plusieurs coefficients d'autocorrélation des rentabilités qui sont significatifs pour les

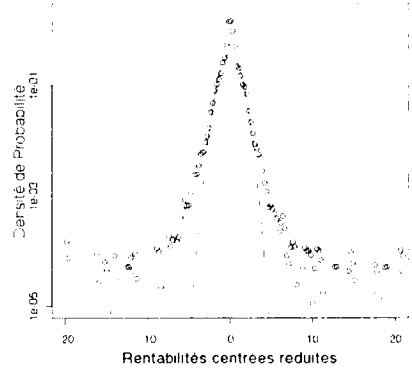
tous premiers retards. Lorsque ces analyses sont conduites à nouveau sur les valeurs absolues des rentabilités (ou sur leur carré, ce qui n'est pas illustré ici), une forte auto-corrélation apparaît (Figures 3(b) et 3(d)). Cette observation est troublante au sens où elle manifeste la présence d'une *structure* dans la dynamique des prix, ce qui ne cadre pas avec un processus de promenade aléatoire.

Reconnaissant que le modèle de marche au hasard est inapte à rendre compte des fluctuations boursières dans leur complexité, une voie moins contraignante d'un point de vue statistique se distingue dans la littérature : l'approche martingale. Celle-ci place l'information au cœur de modèles théoriques *expliquant* les dynamiques financières, ce que ne faisait la 'marche aléatoire' qui les *décrit* à l'aide d'un formalisme économétrique. La paternité de cette approche remonte aux travaux de Sa-

8. On fait ici référence à la taxonomie de Mandelbrot (1998) concernant les divers types de risques. Pour donner un point de repère quantitatif, la kurtosis, moment centré d'ordre quatre, dans le cas d'une variable aléatoire Gaussienne est égale à 3. Au-delà de cette valeur, la distribution empirique étudiée est fortement 'piquée' et présente des événements extrêmes en proportion trop importante pour coller à la représentation Gaussienne. Ici, cette valeur est de 26,35 ou de 4,30 respectivement pour le DJ et pour Pfizer.



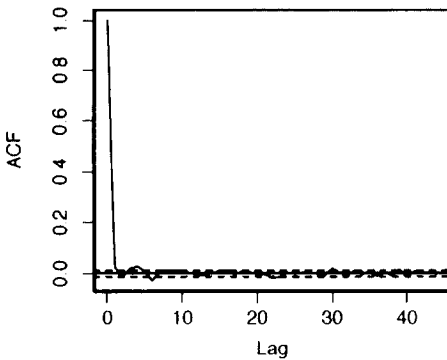
(a) Rentabilités Dow Jones / Gaussienne



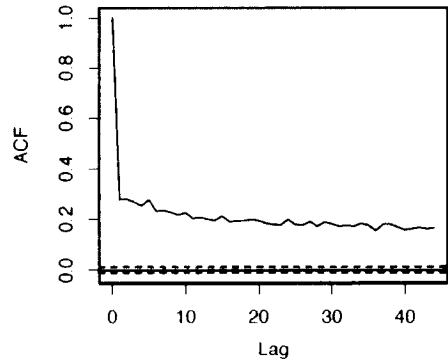
(b) Rentabilités Pfizer / Gaussienne

*Si la distribution était normale, les points suivraient la courbe pleine parfaitement.
Les points à droite et à gauche de celle-ci forment les observations extrêmes.*

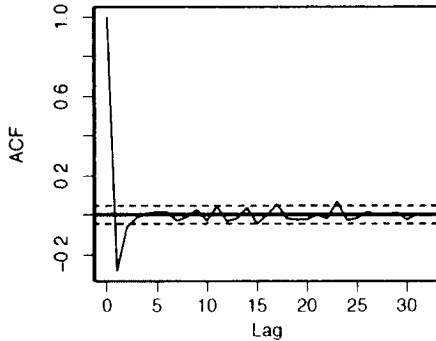
Figure 2. Évidence de la présence de queues épaisses.



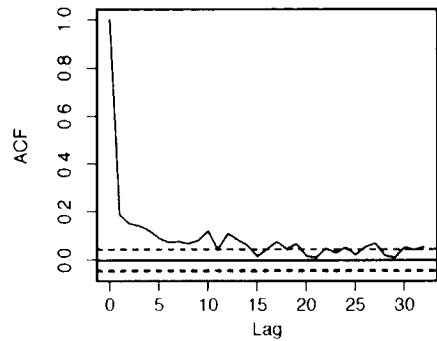
(a) Autocorrélogramme des rentabilités, DJ



(b) Autocorr. / valeur absolue des rentabilités, DJ



(c) Autocorrélogramme des rentabilités, Pfizer



(d) Autocorr. / valeur absolue des rentabilités, Pfizer

*En abscisses l'ordre auquel l'auto corrélation est estimée. En ordonnées, le niveau du coefficient estimé.
Les deux bandes horizontales en pointillés indiquent les bornes en deçà desquelles ce coefficient n'est pas significatif.*

Figure 3. Observations sur l'auto corrélation.

muelson à la fin des années 1960.⁹ Avec l'approche martingale et les développements de l'efficacité informationnelle (cf. Fama (1970)) naît un cadre théorique qui peut notamment s'accommoder d'une variance non stationnaire pour les rentabilités telles que celles qui semblent sous-tendre les figures 1(a) et 1(b) ainsi que d'autres faits stylisés. On pourrait alors se satisfaire d'un modèle théorique en adéquation avec les observations empiriques positives. Hélas, cette compatibilité ne règle pas tout le débat. En effet, tester l'approche martingale ou plus généralement l'hypothèse d'efficacité des marchés financiers, est particulièrement délicat, voire impossible, à cause du problème dit de l'*hypothèse jointe*.¹⁰ Demeure toutefois que l'approche martingale propose un *cadre explicatif* pour une catégorie de modèles économétriques sophistiqués qui décrivent bien les dynamiques financières : les processus à volatilité stochastique.¹¹ Sous cette appellation un peu ésotérique sont regroupés des systèmes d'équations qui rendent compte de l'instabilité de la variance des rentabilités financières, là où l'approche standard 'marche au hasard' proposait des rentabilités indépendamment et uniformément distribuées. Ces modèles à volatilité stochastique savent reproduire, sans pour autant l'expliquer, un 'fait stylisé' important remarqué par exemple par Leroy (1989) : de larges fluctuations de prix se succèdent fréquemment et forment des 'bouffées de volatilité' qui agitent parfois

les marchés entre deux intervalles de moindre fluctuation.

Au terme de ce (bref) tour d'horizon, quelques limites des modèles 'centrés groupes' en finance se dessinent : certains décrivent bien sans vraiment expliquer, d'autres expliquent sans être directement testables.

La connaissance peut-elle dès lors progresser grâce à la définition d'une nouvelle classe de modèles et à leur simulation ?

Les développements suivants montrent comment, en renversant la logique *top-down* qui est celle des modèles 'centrés groupes' la réponse à cette question est clairement 'oui'. La piste proposée ici est d'adopter une démarche 'bottom-up', propre aux modèles 'individus centrés' : on épouse alors une autre tradition de modélisation qui traite des systèmes complexes en de nombreuses disciplines, dont celles de l'homme et de la société. Par 'systèmes complexes' on évoque ici des situations dans lesquelles de nombreux agents¹² sont en interactions intenses, nombreuses et enchevêtrées, et soumis à des effets de rétroaction. Il s'agit d'une complexité de niveau microscopique qui peut, sous certaines conditions, provoquer au niveau macroscopique des effets surprenants et non désordonnés. Cette 'surprise' renvoie à la notion d'émergence, l'ordre qui la caractérise à la notion d'auto organisation (Anderson, 1972).

9. On verra les deux sources importantes pour les théoriciens de l'efficacité des marchés financiers que sont Samuelson (1965) et Samuelson (1973).

10. Dans la théorie de l'efficacité des marchés financiers, on considère que les investisseurs sont capables de calculer des rendements d'équilibre les rémunérant justement pour les risques qu'ils prennent. C'est également sous cette hypothèse que la démarche proposée par Samuelson est présentée. S'il advenait qu'après avoir déterminé le juste niveau pour ces rendements on rejetait l'hypothèse nulle de martingale, ceci pourrait être lié à une mauvaise estimation du modèle d'équilibre par lequel ces rentabilités sont calculées et non à l'inefficacité du marché. Ce problème, connu sous le nom 'd'hypothèse jointe' rend impossible un test direct du modèle, ce qui, au yeux d'aucuns, pose problème.

11. Par exemple les processus GARCH, pour *Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity*.

3. L'ALTERNATIVE DES MODÈLES ET SIMULATIONS 'INDIVIDUS CENTRÉS'

L'étude des systèmes complexes s'est organisée autour d'au moins deux héritages qui entretiennent de nombreuses

12. Particules élémentaires, molécules, agents économiques, groupes sociaux...

proximités.¹³ Le premier prend racine dans les travaux rassemblés de Morin (2008) ou de Le Moigne (1990)¹⁴ et propose une entrée de haut niveau, souvent à caractère épistémologique, pour l'intelligence de la complexité. L'angle privilégié dans ce courant est à dominante constructiviste. Le second, d'inspiration positiviste, peut paraître plus orienté vers la technique. Il puise son inspiration dans les travaux conduits au Santa Fe Institute¹⁵ et a trouvé un certain écho en Sciences Humaines et Sociales (par exemple Arthur (1999) ou Kirman (2003)).

Les développements suivants présentent tout d'abord la nature des modèles 'individus centrés' ; ils précisent ensuite l'architecture générique des simulateurs utilisés dans cette recherche. Ces derniers sont alors détaillés dans leurs dimensions plus techniques.

3.1. Nature des modèles 'individus centrés'

Les approches 'top-down' peinent à traiter les systèmes complexes. Par exemple, les approches 'centrées groupes' ne cherchent pas à reproduire des individus vraisemblables¹⁶ mais des dynamiques de populations. Elles ne peuvent guère renseigner finement sur les parties qui constituent le système et échouent, dans une certaine mesure, à traiter sa complexité. 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 ces modèles ne permet de faire d'hypothèses que sur le comportement moyen des individus. Le plus souvent, ils ignorent les variations de comportement entre agents, sauf dans des cas très limités. Or, si la physique ou la chimie peuvent se permettre de considérer que des corps semblables sont interchangeables, 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.

A contrario, dans les approches 'bottom-up', on considère que l'émergence d'un phénomène observé au niveau global est liée aux interactions de chacun des individus au niveau local. La démarche est donc centrée sur les comportements individuels. On modélise donc le système étudié (ici un marché financier) tel qu'il peut s'observer dans la réalité, hétérogène, parcouru de boucles de rétroactions, structuré autour d'interactions locales entre agents (ici des investisseurs). Le système formel ainsi défini, sa simulation fournit des explications en 'grains fins'.

L'outil de modélisation et de simulation multi-agents utilisé dans cet article répond à cette logique 'bottom-up'. Les « agents » dont il s'agit sont des entités logicielles situées dans un environnement virtuel et capables d'agir de façon décentralisée pour répondre à leurs objectifs en utilisant des ressources qui leur sont propres. Les agents peuvent communiquer entre eux, directement ou au travers d'un système type « blackboard » (Englemore et Morgan 1988). Leur comportement est autonome et dérive directement de leurs perceptions, représentations et interaction avec les autres agents (Ferber 2007). Ces outils d'Intelligence Artificielle

13. Il est frappant de voir comment ces traditions traitent des mêmes concepts, ('cybernétique', 'théorie des systèmes', 'théorie de l'information', 'criticalité auto-organisée' – voir Bak, Tang, et Wiesenfeld (1987) – etc.) en se référant souvent aux mêmes sources, c'est-à-dire Von Neumann (1966), Simon (1969) ou bien Prigogine et Stengers (1984).

14. On verra pour une synthèse Morin et Le Moigne (1999).

15. Waldrop (1992).

16. Voir par exemple la critique de Kirman (1992) sur l'agent représentatif.

trouvent des applications nombreuses dans divers champs du management : en logistique (Lang *et al.*, 2008), marketing (Ketter *et al.*, 2007), stratégie (Gavetti et Warglein 2007) ou bien encore gestion des systèmes d'information (Kishore *et al.*, 2006).¹⁷

Les modèles à base d'agents informatiques, notamment en finance, sont clairement 'individus centrés' au sens où l'élément de base dans l'approche est le comportement de chaque individu composant le système étudié. Ceci permet d'affronter une hétérogénéité et une complexité vraiment profondes : par exemple, les agents peuvent évoluer en rationalité limitée, fonder leurs choix sur des paramètres qui n'intègrent pas uniquement le prix actuel. En ce sens, les modélisations multiagents ainsi que les simulations qui en découlent sont des outils qui permettent de se saisir de la complexité sans la réduire ex ante, comme le font souvent les démarches plus standard basées sur l'individualisme méthodologique.

Un des avantages de cette technique informatique est d'utiliser les mêmes termes et entités que la discipline s'y rattachant, ce qui rend le modèle formel facilement intelligible.

Autre avantage, et non des moindres pour ces modèles formels : ils fournissent non seulement des explications sur l'origine de lois de masse, mais ils peuvent également renseigner sur l'état du système dans toutes ses composantes, ce que ne peut faire un modèle 'centré groupe'.

En définissant avec *parcimonie* ces modèles multi-agents, en calibrant leurs simulations, on propose une approche formelle, explicative, théoriquement réfutable, mais aussi performante d'un point de vue empirique.

17. Tesfatsion et Judd (2006) proposent également un ouvrage de référence couvrant les différentes applications des systèmes multi-agents en économie. On verra, pour plus de détails sur les SMA Wooldridge (2002) ou, pour leurs applications aux SHS, Phan et Amblard (2007).

3.2. Éléments d'architecture générique¹⁸

Comment mettre en œuvre de telles techniques de modélisation et de simulation en Finance ?

Modéliser un marché financier artificiel, pour simuler le fonctionnement des marchés réels amène à identifier trois composantes majeures dont la structuration est essentielle.¹⁹ Ces trois éléments forment le *méta modèle* abstrait de tout marché artificiel. Celui-ci est représenté à la figure 4. Ses trois composantes peuvent être plus ou moins développées selon le cas et les besoins de la simulation :

1. Le *monde extérieur* tient lieu d'économie réelle et sert de moteur pour stimuler les agents en diffusant une *information exogène*. Celle-ci peut par exemple renseigner sur la valeur des actifs cotés en s'appuyant sur des grandeurs comme le dividende probable.
2. Les *agents*, investisseurs financiers dont le comportement résulte des signaux qu'ils perçoivent, des règles qu'autorise le marché et de leur cognition propre (préférences, apprentissage...). Ce comportement se traduit par un *désir*, c'est-à-dire un ordre de bourse.
3. Enfin, la *microstructure du marché* se décline autour d'un ensemble de règles qui décrivent son fonctionnement et qui régissent les détails des échanges (horaire de cotation, nature des enchères pour la fixation des prix etc.).

Les agents ont également la possibilité de s'appuyer sur les dynamiques de prix qui résultent de la combinaison de ces trois composantes, et plus généralement sur tous les éléments de leurs interactions pour prendre leurs décisions. Une partie de l'information

18. Pour un point spécifique sur la simulation multi-agents en finance, on pourra consulter LeBaron (2001).

19. On verra par exemple Derveeuw *et al.* (2007).

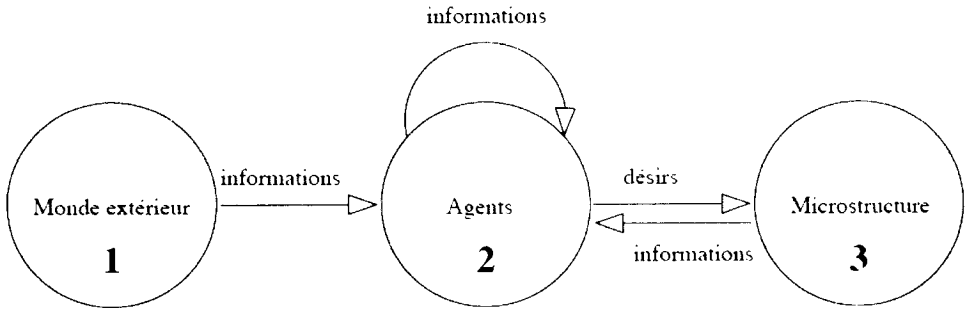


Figure 4. Architecture générique d'un marché.

qu'ils peuvent utiliser est donc strictement *endogène* au système.²⁰

Depuis les premières simulations multi-agents en finance (on verra par exemple Palmer *et al.*, 1994), nombre de modèles de marché artificiels ont été développés. Ceux-ci font surtout l'effort sur les éléments 'information' et 'comportement' de l'architecture abstraite présentée précédemment.²¹ La *microstructure* de ces modèles est généralement réduite à une équation réglant la fixation des prix par une simple projection du déséquilibre offre/demande. En ce sens, le degré d'*agentification*' de ces modèles est très réduit puisque la dynamique de prix ne découle pas vraiment d'une interaction locale. Par exemple, dans le modèle appelé Santa Fe Artificial Stock Market (SF-ASM), dû à Palmer *et al.* (1994), la fixation du prix p_t est réglée par l'équation suivante :²²

$$p_t = p_{t-1} \left(1 + \beta \left(\sum_{i=0}^n b_{i,t} - \sum_{i=0}^n o_{i,t} \right) \right) \quad (1)$$

20. Ce qui justifie la flèche 'informations' partant de la microstructure du marché et rejoignant l'entité 'Agents' dans la Figure 4.

21. On peut citer dans cette lignée de nombreux travaux : Arthur *et al.* (1997), Le Baron, Arthur, et Palmer (1999), Raberto *et al.* (2005), Gulyas, Adamczek, et Kiss (2003), Ehrentreich (2003), Ghoulmic, Cont, et Nadal (2005), Giardinà and Bouchaud (2004), Brando (2005) ou bien encore Cincotti, Ponta, et Pastore (2006).

22. Où β est un paramètre qui contrôle l'impact du déséquilibre offre/demande sur le processus de formation du prix, $\lambda_{i,t}$ et $\lambda_{s,t}$ étant respectivement l'intention d'acheter ou de vendre de l'agent i . Pour chaque agent, $b_i=0$ | $o_i=1$ ou $b_i=1$ | $o_i=0$.

Cette fixation de prix nécessite donc que tous les agents se soient exprimés pour connaître le déséquilibre offre/demande. Par ailleurs, ainsi qu'il sera illustré ultérieurement, ce modèle est inapte à reproduire les faits stylisés présentés précédemment (section 1). Une voie pour dépasser ces limites consiste à porter l'effort sur la modélisation fine de la *microstructure* du marché. L'objectif est alors de créer des marchés financiers artificiels à *carnet d'ordres asynchrones*. La prochaine section présente cette classe de modèles et montre les bénéfices qu'on peut en tirer.

3.3. Un marché financier artificiel asynchrone multi-agents

Dans la lignée de Bak *et al.* (1996), Raberto *et al.* (2005) ou bien encore Muchnik et Solomon (2006), 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. On pousse le degré d'*agentification*' du modèle bien au-delà de ce qui est fait dans les approches multi-agents de première génération évoquées précédemment.²³

23. La plateforme utilisée dans cet article, ATOM (ArTificial Open Market) est disponible à l'adresse suivante : <http://atom.univ-lille.fr>

Logique du carnet d'ordres et gestion temporelle des simulations

Le carnet d'ordres peut être relié au concept de *tableau noir*,²⁴ 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 (cf. 'temps 1' dans la figure 5) : la première regroupe les ordres de vente et la seconde les ordres d'achat. Ces listes sont ordonnées en fonction des prix associés aux ordres et selon leur date d'émission.²⁵

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

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, celui-ci est inséré dans l'une ou l'autre des listes d'enchères, en accord avec les critères présentés précédemment (cf. 'temps 2' dans la Figure 5) ;
- s'il existe bien une contrepartie dans le carnet d'ordres, une transaction

intervient entre les deux agents qui possèdent les ordres compatibles. Cela implique un échange 'titres contre argent liquide' impliquant au moins deux agents (cf. 'temps 3' de la figure 5).²⁶

Comment le 'temps' est-il géré dans la simulation ? Dans les plateformes basées sur des modèles équationnels, le temps est divisé en pas de temps durant lesquels les agents doivent prendre leurs décisions. Celles-ci 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*.

Le modèle développé dans cet article donne, à chaque pas de temps, la possibilité à un agent choisi aléatoirement d'émettre un nouvel ordre, ceci sans tenir compte du fait qu'il l'ait déjà fait ou non précédemment. Il s'agit donc là d'un tirage avec remise.²⁷

Comportement des Agents

La microstructure d'un modèle de marché artificiel ne peut être testée ou évaluée

26. 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 17 000 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 17 000 titres au cours de 50,45 (prix du premier des deux ordres compatibles), le vendeur encaissera $17\,000 \times 50,45$.

27. L'inconvénient majeur dans ce choix est que certains agents peuvent n'être jamais interrogés à cause de certaines séquences du générateur de nombres aléatoires utilisé pour ce tirage. Cependant, cette situation n'est pas irréaliste : sur les marchés réels, certains agents sont très actifs alors que d'autres interviennent très rarement.

24. Cf. Englemore et Morgan (1988) pour plus de détails sur ces systèmes.

25. Un ordre d'achat plus généreux en termes de prix offert sera placé avant un ordre moins généreux. 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.

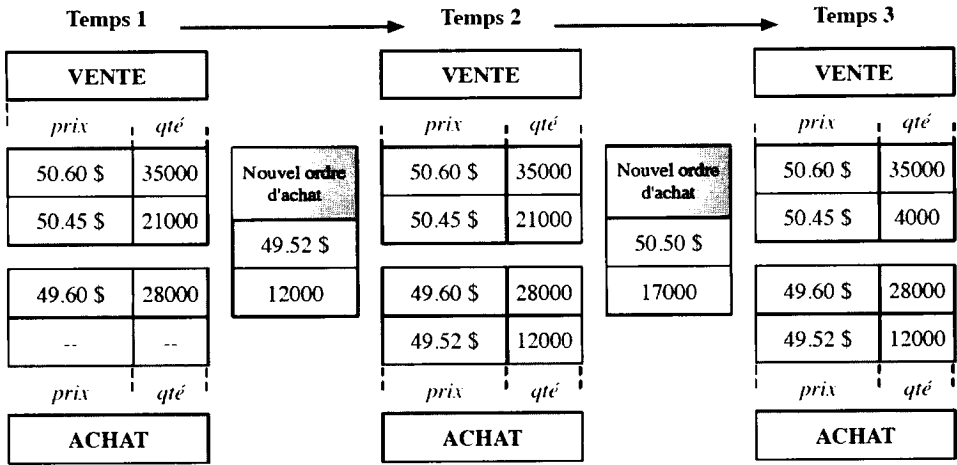


Figure 5. Fonctionnement d'un carnet d'ordres.

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 aux comportements complexes.²⁸ De plus, ces agents utilisent souvent des ensembles d'information élaborés pour leurs prises de décisions.²⁹ Ces facteurs augmentent tellement la complexité du marché artificiel qu'il est très difficile de répondre à des questions en apparence simples : les dynamiques de prix 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, dans un premier temps, fondé sur des agents au comportement le plus simple possible, dans la lignée des travaux de Gode et Sunder (1993) sur les *Zero*

Intelligence Traders (ZIT),³⁰ ce qui permet de minimiser l'influence du modèle de comportement sur les résultats obtenus.³¹

Dans un second temps, l'impact de comportements plus sophistiqués sur la dynamique des prix est analysé : des comportements spéculatifs et fondamentalistes ont ainsi été développés, et des simulations mixant les populations d'agents ainsi typés ont été entreprises dans le cadre d'un plan d'expérience.

4. UN ÉCLAIRAGE SUR LES FAITS STYLISÉS PAR LES SMA

Les expériences menées sur le marché artificiel, tel que précédemment décrit, visent à vérifier s'il est susceptible d'engendrer ou

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

29. Par exemple plusieurs signaux détectés dans les cours passés, les volumes d'échange sur le marché ou bien encore des informations macroéconomiques simulées, tous ces éléments pouvant se combiner.

30. L'article de Gode et Sunder, en dehors du champ de la finance, met en lumière que la structure d'un marché et les règles qui encadrent les comportements des agents sont les éléments essentiels pour obtenir une 'efficacité allocative' alors que le degré d'intelligence des opérateurs n'est pas un élément crucial pour obtenir cette propriété.

31. 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.

non, et sous quelles conditions, les *faits stylisés* décrits à la section 1. La logique ici poursuivie est celle du rasoir d'Occam : maintenir le modèle parcimonieux et aussi fruste que possible pour repérer les éléments nécessaires et suffisants à l'apparition du phénomène. La philosophie qui guide ce travail est similaire à celle sous-jacente aux analyses sur les automates cellulaires : une grande complexité peut naître de comportements individuels très simples.³² Le travail présenté ici s'engage donc dans une démarche de *'reverse engineering'* pour proposer un jeu de règles simples susceptible d'engendrer la complexité du phénomène étudié.

Le plan d'expérience respecté est le suivant. Il s'appuie sur l'activation et la neutralisation successive d'éléments de l'architecture générique de marché (cf. Figure 4) pour en contraster les effets :

- **Primo analyse** : les éléments 'comportement' et 'information' du modèle de marché générique (Figure 4) sont neutralisés pour ne faire varier que l'élément 'microstructure' ; il est alors montré qu'en l'absence d'une microstructure de type 'carnet d'ordres asynchrone', les simulations sont incapables de produire des faits stylisés en ligne avec ce qui s'observe sur des marchés réels.
- **Analyse poussée** : des comportements d'agents plus sophistiqués sont alors intégrés, en maintenant identiques les pièces 'information' et 'microstructure', de façon à vérifier si ces seuls comportements sont aptes à engendrer les faits stylisés. Il est montré que tel n'est pas le cas. Par ailleurs, il est vérifié que les comportements sophistiqués ne modifient pas les faits stylisés identifiés en primo analyse lorsqu'ils

sont mis en œuvre dans des simulations à carnet d'ordres asynchrone.

4.1. Primo analyse : comportements simples, microstructures variées

Ici, les expériences sont toutes réalisées avec 1 000 agents purement réactifs, sans capacités cognitive ni intelligence artificielle sophistiquée,³³ c'est-à-dire des *Zero Intelligence Traders* (ZIT). Autrement dit, dans la Figure 4 les éléments *Moteur Informationnel* et *Comportement* sont rendus aussi neutres que possibles.

Un ZIT formule ses ordres de façon aléatoire pour déterminer les paramètres 'prix' et 'quantité'. Chaque fois qu'il doit passer un nouvel ordre, cet agent prend une décision en fonction des règles suivantes :

- Si un des deux côtés du carnet d'ordres est vide, il émet un ordre dans cette direction, avec un prix tiré au hasard dans $[1, +\infty]$.³⁴ Cette règle est nécessaire pour initialiser le carnet d'ordres.
- Si ce n'est pas le cas, les agents émettent un nouvel *ordre limite*, en choisissant aléatoirement une direction et, en fonction de celle-ci, un prix dans :
 - $[\text{cours limite le moins élevé à l'achat}, +\infty]$ pour un ordre de vente ;
 - $[1, \text{cours limite le plus élevé à la vente}]$ pour un ordre d'achat.

La durée typique d'une simulation est d'environ 20 000 pas de temps.³⁵

Les *faits stylisés* obtenus grâce à ce modèle asynchrone sont confrontés (de manière

33. Leurs choix sont seulement guidés par le hasard au travers de tirages de nombres aléatoires ; ils ne sont dotés ni mémoire ni de capacités d'apprentissage.

34. La limite inférieure est fixée à 1 de façon arbitraire. Seuls les prix négatifs sont interdits.

35. La plupart du temps les figures ne présentent que 4 000 observations.

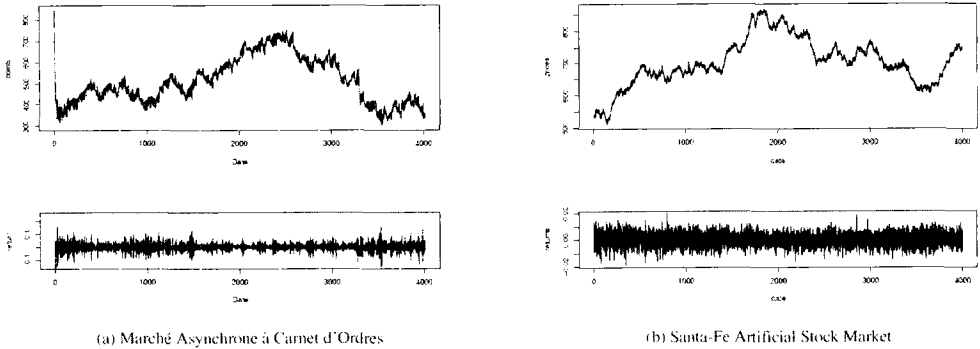


Figure 6. Comparaison des profils de deux types simulations : Prix / Rendements

graphique) à ceux obtenus par la simulation d'un marché simulé équationnel directement dupliqué du SF-ASM³⁶ et repris par Derveeuw (2005). Comme il a été précisé précédemment, le point crucial est que le SF-ASM est fondé sur l'équation 1 et non sur un carnet d'ordres : en conséquence, il fixe les prix de manière synchrone. On verra que l'examen attentif des résultats issus des deux plateformes, confrontés aux résultats réels, fait ressortir quelques évidences notables.

La Figure 6(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 6(b) présente quant à elle le même type d'information mais pour le SF-ASM.

Parmi les faits stylisés, présentés dans la section 1, il a été souligné que la distribution des rendements sur les marchés financiers présente un excès de concentration autour de la moyenne, en d'autres termes une *kurtosis* importante. Dans les simulations du marché asynchrone à carnet d'ordres, les distributions de rendements présentent de telles *queues épaisses* : leur *kurtosis* oscille autour de 4,5, ce qui est similaire à ce qui peut être observé sur des données de marchés réels. L'évidence

est bien moindre dans le cas du SF-ASM où l'excès de *kurtosis* est plus discutable.

Par ailleurs, les distributions de rendements issues du marché asynchrone laissent apparaître des queues épaisses comparables à celles obtenues sur des chroniques d'actifs réels. En revanche, celles issues du SF-ASM n'ont pas les mêmes caractéristiques (pour une illustration de ces faits stylisés, on se reportera à l'e-companion, figure ec-1(a) et ec-1(b)).³⁷

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 significative, mais qu'une dépendance à court terme existe lorsqu'on s'intéresse à leurs valeurs absolues. Les figures ec-2 présentent le tracé de la fonction d'autocorrélation pour de telles valeurs absolues (un jeu de données est généré pour chaque modèle, asynchrone et SF-ASM). Si elles sont comparées à celles obtenues sur des données réelles (*cf.* notamment Figure 3(d)), il apparaît clairement que des propriétés similaires peuvent être reproduites avec le modèle asynchrone : il s'agit là d'un résultat à porter au crédit du bon calibrage du modèle

36. Palmer, Arthur, Holland, LeBaron, et Tayler (1994).

37. Cet e-companion est téléchargeable sur <http://atom.univ-lille1.fr/papers>. Toutes les figures numérotées sous le format « ec-X(y) » renvoient à ce document.

multi-agents asynchrone. Il est également à noter que la simulation du SF-ASM ne permet pas de reproduire pleinement les faits stylisés présentés aux Figures 3(b) et 3(a) relatifs au Dow Jones (graphiques à comparer avec la Figure ec-2(a)).

Que peut-on conclure de ces premières observations ? Le marché asynchrone s'avère bien supérieur au marché équationnel (SF-ASM) pour reproduire des dynamiques de prix réalistes. Cela pourrait tenir au fait que le SF-ASM vise à simuler des dynamiques de prix 'quotidiennes' ou sur plusieurs jours, à des horizons de temps où l'information et les comportements des investisseurs ont un impact important. Cela est moins vrai lorsqu'on s'intéresse à des dynamiques intra journalières, ce qui pourrait expliquer la performance supérieure du marché asynchrone dans les jeux de simulation.

Au terme de ces premières expériences, deux points sont à mettre en avant :

- la simulation multi-agents basée sur l'asynchronisme du carnet d'ordres, c'est-à-dire sur la cotation continue des actifs financiers, est de nature à engendrer des *faits stylisés* proches de ceux observés sur un marché réel ;
- peuplée du même type d'agents (ZIT), la simulation qui est dépourvue de carnet d'ordres (en d'autres termes, d'une microstructure réaliste) en est incapable.

Il est toutefois prématuré d'affirmer à ce stade avoir identifié les éléments *nécessaires et suffisants* pour engendrer les faits stylisés qui guident le travail de modélisation. Par exemple, que se passe-t-il si on modifie le comportement des agents pour les rendre plus intelligents, en les dotant de capacités d'apprentissage ou de connaissances fines sur le contexte de la décision qu'ils doivent

prendre? Les mêmes faits sont-ils observables? Si tel est le cas, supprimer l'asynchronisme du carnet d'ordres permet-il de conserver les faits stylisés? En ce dernier cas, le phénomène observé dans la simulation ne serait peut-être rien d'autre qu'un artefact du système simulé! En revanche, mettre en évidence (i) que la variation des comportements n'a pas (ou peu) d'impact sur l'émergence des faits stylisés, alors que (ii) faire varier la microstructure par laquelle ces comportements sont transformés en transactions en a un, donnerait une illustration de la place centrale que cet élément dans les simulations. Tel est l'objet des analyses suivantes.

4.2. Analyses poussées : variations autour du modèle de comportement et de la microstructure

Introduire des comportements élaborés impose ici de complexifier un peu le modèle simulé. En effet, si on se refuse à ce que les agents tirent au hasard les prix, encore faut-il leur donner les moyens de construire leurs décisions sur des informations additionnelles. C'est ce qui est fait dans les simulations suivantes : à chaque période de temps, tous les agents reçoivent une information I qui leur permet d'encadrer la valeur fondamentale de l'actif échangé *s'ils le souhaitent*. Comme on va le voir, déterminer cette valeur fondamentale permet de définir deux nouveaux comportements :³⁸ le comportement *fondamentaliste*, et, par contraste, le comportement *spéculatif*.

Agents fondamentalistes

A la réception de l'information I , l'agent fondamentaliste détermine un prix en in-

38. Ces comportements sont dérivés du SF-ASM de Palmer, Arthur, Holland, LeBaron, et Taylor (1994).

interprétant cette nouvelle avec une certaine précision δ . Cette approximation est réalisée en tirant de façon uniforme deux valeurs I_1 et I_2 dans l'intervalle $[I(1-\delta), I(1+\delta)]$, ce qui détermine un encadrement $I_1 I_2$ de la *valeur fondamentale*. Le comportement fondamentaliste est décrit par rapport à cet encadrement: l'agent qui en est doté cherche à acheter les titres pour un prix inférieur à I_1 et à vendre ceux-ci à un prix supérieur à I_2 . L'agent peut, en conséquence, émettre deux ordres :

- un ordre d'achat, au cours limite I_1 , la quantité étant tirée au hasard dans $[1, (c_i/b)]$, où i représente la fortune liquide de l'agent i .³⁹
- un ordre de vente, au cours limite I_2 , la quantité étant tirée au hasard dans $[1, n_i]$, où i est le nombre de titres en portefeuille pour l'agent i .

Agents spéculateurs

À la différence des agents fondamentalistes, les spéculateurs n'utilisent pas l'encadrement de l'information I pour fonder leurs interventions sur le marché. Ces agents utilisent des tendances qu'ils identifient dans le marché pour tenter d'en profiter. Ainsi, s'ils croient que les cours sont susceptibles de monter, ils se portent acheteur, s'ils pensent qu'ils vont baisser, ils sont vendeurs.

Ce comportement introduit une *boucle de rétroaction* dans le marché qui présente alors potentiellement une dynamique auto-réalisatrice. Déterminer ces tendances se fait en calculant deux moyennes mobiles, une 'longue' notée MML , qui prend en compte les cours passés sur une durée H , une 'courte' notée MMC qui s'appuie sur une durée b , avec $b < H$. Le spéculateur détecte-t-il que $MMC > MML$

pour un certain pourcentage X ? Alors il interprétera cette déviation comme un signal haussier, et tentera d'en bénéficier en achetant des titres. Inversement, si $MMC < MML$ dans une proportion X , le spéculateur interprétera ce signal comme celui d'une baisse probable du titre dans l'avenir proche et il tentera aussitôt de vendre ses titres en portefeuille. Ce comportement pour l'agent i au temps t peut donc se résumer ainsi :

- si $\frac{\sum_{T=t-b}^t P_T}{b} > (1+X) \times \frac{\sum_{T=t-H}^t P_T}{H}$, l'agent détermine par tirage uniforme une fraction f de ses liquidités à investir et émet un ordre d'achat à la meilleure limite des enchères 'vendeurs' pour tout ce que ce montant lui permet d'acheter théoriquement.

- si $\frac{\sum_{T=t-b}^t P_T}{b} < (1+X) \times \frac{\sum_{T=t-H}^t P_T}{H}$, l'agent détermine par tirage uniforme une fraction n de ses positions en portefeuille et émet un ordre de vente à la meilleure limite des enchères 'acheteurs' pour tous ces titres.

L'introduction de tels comportements dans un marché artificiel asynchrone à carnet d'ordres modifie-t-il les faits stylisés observés ? Pour répondre à cette question, de nouvelles séries d'expérience ainsi que des analyses de sensibilité ont été conduites.

Une série de simulations met en présence 1 000 agents.⁴⁰ La proportion de chacune des populations d'agents est alors modulée en accroissant progressivement le nombre de spéculateurs par rapport au nombre de

40. Ici $\delta = 5\%$. I renvoie une valeur fondamentale qui change de façon périodique. Cette valeur fondamentale, VFT suit une marche au hasard $VT_t = VT_{t-1} + \epsilon_t$ avec $\epsilon_t \rightarrow \mathcal{R}(0,0.5)$ et $VT_0 = 100$.

39. On retient la partie entière du quotient.

fondamentalistes (100 % de fondamentalistes, puis 75 %, puis 50 % et enfin 30 %). Qualitativement, les faits stylisés sont bien présents, ce qui apparaît clairement sur les Figures ec-3 et ec-4.

Ces résultats ne constituent qu'un échantillon d'un grand nombre d'instances de simulations où sont modulés les paramètres expérimentaux.⁴¹ On notera que les valeurs de *kurtosis* pour toutes ces simulations oscillent entre 4 et 5, certaines instance amenant à constater exceptionnellement des *kurtosis* légèrement supérieures à 14 quand des ZIT sont présents dans la population de référence. Ces résultats confirment et améliorent donc ceux qui sont présentés dans Raberto *et al.* (2005). Cela montre qu'un modèle de marché 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.

Reste toutefois à vérifier que la microstructure du marché joue bel et bien le rôle central dans l'émergence des faits stylisés qu'on lui prête.

A cet effet, le précédent jeu de simulations a été conduit à nouveau, mais en simplifiant considérablement l'architecture du marché. Ainsi le carnet d'ordres a-t-il été supprimé au profit d'un système de fixation des prix réglé par l'équation 1. Les comportements présents dans la population, ainsi que leurs proportions respectives, ont été modulés selon le même protocole que celui présenté à l'étape précédente.

Les graphiques présentés dans les Figures ec-5 et ec-6 illustrent quelques résultats issus de ces expériences. Chacun est produit pour une instance de simulation et

41. Graine du générateur de nombres aléatoires, nombre d'agents, proportions de spéculateurs, fundamentalistes ou ZIT dans la population, forme du hasard structurant le signal envoyé *l*.

pour différentes mixtures de population. Ces figures montrent clairement qu'on perd alors les faits stylisés.

Que peut-on conclure de cette série d'expériences ?

1. Les faits stylisés apparaissent quels que soient les comportements (ZIT, fundamentalistes, spéculateurs, mixtures de populations), qu'il y ait ou non de moteur informationnel, pour peu que la microstructure du marché soit bâtie autour d'un carnet d'ordres.
2. Sans ce carnet d'ordres, aucun comportement n'est à même, de lui même, d'engendrer ces faits stylisés.

Cet ensemble de résultats renforce l'hypothèse selon laquelle une partie des faits stylisés doit être considérée comme liée au seul carnet d'ordres. Autrement dit, modéliser un marché financier comme un marché Walrassien, où un commissaire priseur établit l'équilibre offre demande ne permet pas de rendre compte de façon satisfaisante des dynamiques de prix qu'on observe dans la réalité. En revanche, l'aspect 'comportement' dans ces modèles ne semble pas déterminant. Les approches 'centrées groupes' ne fournissent pas, à notre connaissance, de tels résultats explicatifs.

Ces résultats doivent toutefois être pris avec quelques précautions : ils ont un statut similaire à celui obtenu par la simulation du modèle de « ségrégation urbaine non désirée » de Schelling (1971).⁴² Il n'est pas question d'affirmer ici que *la seule cause* à l'œuvre dans l'émergence des dynamiques

42. Dans ce travail, Schelling montre qu'on peut expliquer la ségrégation ethnique dans les grandes villes avec très peu de variables : un simple taux de tolérance à la diversité ethnique dans le voisinage immédiat des agents et du hasard. C'est un modèle très frustré qui établit une émergence – la ségrégation urbaine – sans avoir recours à des variables économiques comme la richesse des populations.

financières est la présence d'un marché à carnet d'ordres, comme il n'est pas question d'affirmer que les phénomènes de ségrégation sont le seul fruit du hasard et d'une intolérance modérée des agents. D'autres facteurs peuvent sous-tendre ces dynamiques et expliquer les formes spécifiques de ces différents phénomènes, mais ces modèles parcimonieux saisissent les éléments nécessaires à leur réplique. On se borne donc à souligner que l'architecture par laquelle les intentions des investisseurs sont confrontées importe grandement : la présence d'une microstructure asynchrone expliquerait ainsi, de façon *nécessaire et suffisante* une part non négligeable des dynamiques financières à l'échelle de temps de la journée. Enfin, il convient souligner qu'aucun modèle 'centré groupes' ne permet à ce jour d'étudier en grain fin des systèmes aussi complexes que ceux affrontés dans cette recherche. Ici, les boucles de rétroaction, l'hétérogénéité des agents dans leur rationalité et dans leurs dotations est profonde. Toutefois, les modèles multi-agents développés restent formels, précis, analytiques, tout en proposant des faits empiriques convaincants lorsqu'ils sont confrontés aux données réelles. En ce sens, ils peuvent être vus comme de bons candidats pour palier les limites des modèles d'inspiration économétrique ou les autres approches 'centrées groupes'.

5. CONCLUSION

Outils de 'savoir', 'savoir faire' ou 'savoir être', les modélisations et simulations constituent un mode d'approfondissement de la connaissance. Telle est la thèse défendue dans cet article, déployée autour d'une question ardue en finance : « *Quelles sont les spécifications nécessaires et suffisantes pour simuler un marché financier de manière réaliste ?* ». La

démarche adoptée pour répondre à cette question est celle d'un recours à des modèles multi-agents minimalistes (au sens du rasoir d'Occam). Ces modèles jettent un nouvel éclairage sur le rôle central de la microstructure dans l'émergence des phénomènes financiers à très court terme, dans une même journée de cotation. C'est là une dimension qui est largement ignorée dans les modèles 'centrés groupes' ou équationnels qui sont les plus fréquents dans le champ. Au regard de cette dimension, la place du comportement des investisseurs n'apparaît pas aussi prégnante, au moins pour ce qui est des dynamiques intra journalières.

Toutefois il faut admettre que les modèles multi-agents ici présentés sont encore imparfaits. Par exemple, on ne peut assurer que pour un jeu de paramètres initial, tous les faits stylisés à l'échelle de la seconde, de l'heure, ou du mois, tels qu'ils sont observés sur les marchés réels, seront reproduits par simulation avec une exactitude absolue. En revanche, pour une grande part, la congruence qualitative des simulations eu égard aux données réelles est assurée. En d'autres termes, ces modèles ne prétendent pas tout expliquer, mais simplement esquisser une piste prometteuse pour une meilleure connaissance des dynamiques de prix en finance.

Au delà des avancées de nature méthodologique et épistémologique que la simulation en finance peut apporter au champ, son articulation avec les systèmes d'information est très prometteuse.

Par exemple, la plateforme artificielle utilisée dans cette recherche peut être déployée pour évaluer l'impact d'une stratégie de placement d'ordre particulière : à chaque instant un *trader* a connaissance de la file d'attente des ordres d'achat et de vente qui se font face dans le carnet. S'il intro-

duit dans ce système une série d'ordres exécutables (qui trouveront une contrepartie) il modifiera par son action ces files d'attentes ; selon les choix qu'il fera, ainsi que la dynamique des ordres qui viendront s'intercaler durant le processus, les gains réalisés seront plus ou moins importants. En couplant le système d'information (notamment le carnet d'ordres et le *gate-way* où attendent des ordres complexes à seuils de déclenchement) au simulateur, le *trader* pourra estimer en quelques fractions de seconde l'impact sur le prix d'exécution des ordres qu'il a à passer, et choisir la stratégie de placement optimale.

Par ailleurs le système d'information d'une salle de marché est probablement l'un des ensembles les plus complets et les plus sophistiqués dans le monde de la finance. Le simulateur multi-agents présenté dans cet article peut se nourrir d'un grand nombre d'éléments véhiculés par ce système : informations exogènes macroéconomiques, informations endogènes liées à la dynamique du marché lui-même, suivi des positions existantes et planification des opérations en attente... et y jouer le rôle de système d'aide à la décision pour sélectionner, dans une population de stratégies utilisant les éléments évoqués précédemment, celle qui domine toutes les autres au regard d'un critère particulier (risque minimum ou profit maximum par exemple).

Enfin, si la perspective d'automatiser une partie du fonctionnement des salles de marché soulève de légitimes inquiétudes, force est de constater que la part de *l'algorithmic trading* dans l'activité des salles est de plus en plus importante⁴³ et que l'imbrication SI – automates devient un élément stratégique de compétitivité pour ces structures. Dans ce cadre, les environnements de tests type

« simulateurs » participent à la fiabilité de ces systèmes de pilotage automatique, et contribuent de ce fait à une meilleure maîtrise des activités financières.

6. RÉFÉRENCES

Anderson, P. (1972) : 'More is different,' *Science*, 177, 393-396.

Arthur, B. (1999) : 'Complexity and the Economy,' *Science*, 284, 107-109.

Arthur, B., J. Holland, B. LeBaron, R. Palmer, et P. Tayler (1997) : 'Asset Pricing under Endogeneous Expectations in an Artificial Stock Market,' in *The Economy as an Evolving Complex System II*, ed. by D. L. B.W. Arthur, et S. Durlauf, pp. 15-44.

Bachelier, L. (1900) : 'Theorie de la speculation,' Ph.D. thesis, Annales scientifiques de l'Ecole Normale Supérieure.

Bak, P., M. Paczuski, et M. Shubik (1996) : 'Price variations in a stock market with many agents,' *Cowles Foundation Discussion Paper 1132*.

Bak, P., C. Tang, et K. Wiesenfeld (1987) : 'Self-organized criticality: An explanation of the 1/f noise,' *Physical Review Letters*, 59(4), pp. 381-384.

Brandouy, O. (2005) : 'Stock Markets as Minority Games: Cognitive Heterogeneity and Equilibrium Emergence,' *Physica A, Statistical Mechanics and its applications*, 349, 302-328.

Cincotti, S., L. Ponta, et S. Pastore (2006) : 'Information-based multi-assets artificial stock market with heterogeneous agents,' in *Workshop on the Economics of Heterogeneous Interacting Agents 2006 WEHIA06*.

Cont, R. (2001) : 'Empirical properties of asset returns: stylized facts and statistical issues,' *Quantitative Finance*, 1, 223-236.

Daniel, G. (2006) : 'Asynchronous Simulations of a Limit Order Book,' Ph.D. thesis, University of Manchester, UK.

43. Jusqu'à 80% des ordres émis sur le marché action proviennent de ces automates.

- Derveeuw, J. (2005) : 'Market Dynamics and agents behaviors : a computational approach,' *Artificial Economics*, 564, 15–27.
- Derveeuw, J., B. Beaufils, O. Brandouy, et P. Mathieu (2007) : 'Testing double auction as a component within a generic market model architecture,' in *The Economy as a Complex Adaptive System*, vol. 9 of *Lecture Notes in Economic and Mathematical Systems*. Springer.
- Ihrentreich, N. (2003) : 'A Corrected Version of the Santa Fe Institute Artificial Stock Market Model,' *Working Paper, Martin Luther Universitat, Dept of Banking and Finance, Halle-Wittenberg (Germany)*.
- Englemore, R., et T. Morgan (1988) : *Blackboard Systems*. Addison-Wesley.
- Fama, E. (1970) : 'Efficient Capital Markets : A Review of Theory and Empirical Work,' *Journal of Finance*, vol. 25, pp. 383-417.
- Ferber, J. (2007), 'Multi-agents Concepts and Methodologies, in Agent Based Modelling and Simulations,' F. Amblard & D. Phan eds., GEMAS studies in Social Analysis, Bardwell Press, Oxford, pp. 7-33.
- Gardner, M. (1970) : 'Mathematical Games : The fantastic combinations of John Conway's new solitaire game 'life',' *Scientific American*, 223, 120–123.
- Gavetti, G., et M. Warglien (2007), 'Recognizing the New: A Multi-Agent Model of Analogy in Strategic Decision-Making,' *Strategy Unit Working Paper n° 08-028*.
- Ghoulmie, E., R. Cont, et J. Nadal (2005) : 'Heterogeneity and feedback in an agent-based market model,' *Journal of Physics : Condensed Matter*, 17, 1259-1268.
- Giardina, L., et J.-P. Bouchaud (2004) : 'Bubbles, Crashes and Intermittency in agent based market models,' *The European Physical Journal B – Condensed Matter and Complex Systems*, 31, 421-437.
- Gode, D. K., et S. Sunder (1993) : 'Allocative Efficiency of Markets with Zero-Intelligence Traders : Market as a Partial Substitute for Individual Rationality,' *Journal of Political Economy*, 101, 119-137.
- Gulyas, L., B. Adamcsek, et A. Kiss (2003) : 'An Early Agent-Based Stock Market : Replication and Participation,' *Proceedings of the NEU 2003*.
- Kendall, M., et A. B. Hill (1953) : 'The Analysis of Economic Time-Series-Part I : Prices,' *Journal of the Royal Statistical Society*, vol. 116, pp. 11-34.
- Ketter, W., J. Collins, M. Gini, A. Gupta et P. Schrater (2007), 'Detecting and Forecasting Economic Regimes in Multi-Agent Automated Exchanges,' *ERIM Report Series Reference No. ERS-2007-065-IJS*.
- Kirman, A. (2003) : 'The Structure of Economic Interaction : Individual and Collective Rationality,' *Working paper, U. of Aix-Marseille III, EHESS, EUI*.
- Kirman, A. P. (1992) : 'Whom or what does the representative individual represent?,' *Journal of Economic Perspectives*, 6, 117–136.
- Kishore, R., H. Zhang et R. Ramesh (2006), 'Enterprise integration using the agent paradigm: foundations of multi-agent-based integrative business information systems,' *Decision Support Systems*, vol. 42(1), pp. 48–78.
- Lang, N., H. Moonen, F. J. Srouf et R. Zuidwijk, A. Rob (2008), 'Multi-Agent Systems in Logistics: A Literature and State-of-the-Art Review,' *ERIM Report Series Reference No. ERS-2008-043-IJS*.
- Le Baron, B. D. (2001) : 'A Builder'S Guide to Agent-Based Financial Markets,' *Quantitative Finance*, 1(2), 254-261.
- Le Baron, B. D., W. Arthur, et R. Palmer (1999) : 'Time Series Properties of an Artificial Stock Market,' *Journal of Economic Dynamics and Control*, 23, 1487-1516.
- Le Moigne, J.-L. (1990) : *La modelisation des systemes complexes*. Dunod, Collections Sciences Humaines.

Leroy, S. (1989) : 'Efficient Capital Markets and Martingales,' *Journal of Economic Literature*, vol. 27, pp. 1583-1621.

Mandelbrot, B. (1998) : *Fractales, hasard et finance, 1959-1997*. Flammarion.

Morin, E. (2008) : *La Methode*. Seuil Opus.

Morin, E., et J. Le Moigne (1999) : *L'Intelligence de la complexité*. L'Harmattan.

Muchnik, L., et S. Solomon (2006) : 'Markov nets and the Natlab platform : Application to continuous double auction,' *New Economic Windows*.

Palmer, R., W. Arthur, J. Holland, B. LeBaron, et P. Tayler (1994) : 'Artificial Economic Life : A Simple Model of a Stockmarket,' *Physica D*, 75, 264-274.

Phan, D., et F. Amblard (eds.) (2007) : *Agent-Based Modelling and Simulation in the Human and Social Sciences*. Bardwell Press Oxford.

Prigogine, I., et I. Stengers (1984) : *Order out of Chaos : Man's new dialogue with nature.* . Flamingo.

Raberto, M., S. Cincotti, C. Dose, S. Focardi, et M. Marchesi (2005) : 'Price formation in an artificial market : limit order book versus matching of supply and demand,' *Nonlinear Dynamics and Heterogeneous Interacting Agents*.

Samuelson, P. (1965) : 'Proof that Properly Anticipated Prices Fluctuate Randomly,' *Industrial Management Review*, vol. 6, pp. 41-49.

Samuelson, P. A. (1973) : 'Proof That Properly Discounted Present Values of Assets Vibrate Randomly,' *The Bell Journal of Economics and Management Science*, vol. 4, pp. 369-374.

Schelling, T. C. (1971) : 'Dynamic Models of Segregation,' *Journal of Mathematical Sociology*, 1, 143-186.

Simon, H. A. (1969) : *The Sciences of the Artificial*. MIT Press.

Testfatsion L. et K. Judd eds (2006), *Handbook of Computational Economics 2, Agent-Based Computational Economics*, North-Holland.

Von Neumann, J. (1966) : *Theory of Self-Producing Automata*. University of Illinois Press, Champaign, IL.

Waldrop, M. M. (1992) : *Complexity : The Emerging Science at the Edge of Order and Chaos*. Simon and Schuster.

Wiener, N. (1948) : *Cybernetics : Or the Control and Communication in the Animal and the Machine*. MIT Press.

Wilensky, U. (1998) : 'NetLogo CA 1D Elementary model,' Center for Connected Learning and Computer-Based Modeling, Northwestern University, Evanston, IL., <http://ccl.northwestern.edu/netlogo/models/CA1DElementary>.

Wolfram, S. (2002) : *A New Kind of Science*. Wolfram Media Inc. Champaign, IL.

Wooldridge, M. (2002) : *An Introduction to Multi-Agent Systems*. John Wiley and sons.

Working, H. (1934) : 'A Random-Difference Series for Use in the Analysis of Time Series,' *Journal of the American Statistical Association*, vol. 29, pp. 11-24.

Bruno BEAUFILS est maître de conférences en informatique à l'Université des Sciences et Technologies (Lille 1) et membre de l'équipe SMAC du LIFL, UMR CNRS-USTL 8022. Ses travaux portent sur la théorie des jeux computationnelle et l'intelligence artificielle dans le cadre de modélisations multi-agents.

Adresse : Université de Lille1

Mail : bruno.beaufils@lifl.fr

Olivier BRANDOUY est professeur de sciences de gestion (Finance) à l'Université Paris 1 Panthéon Sorbonne (IAE) et chercheur au GREGOR, EA 2474. Ses recherches portent sur la théorie financière, la finance computationnelle et l'asset management.

Adresse : GREGOR, Sorbonne Graduate Business

Mail : olivier.brandouy@univ-lille1.fr

Nikolaos P. EVANGELOPOULOS is a PHD Student in the School of Mechanical Engineering in NTU Athens, Section of Industrial Management and Operational Research. His research interests are Business Process Modelling and Simulation and IT-enabling Technology.

Adresse : National Technical University of Athens, 15780 Zografos, Athens, Greece

Mail : nik.evangel@gmail.com

Jean-Mathias HERAUD est enseignant-Chercheur en Management des Systèmes d'Information au Groupe ESC Chambéry et chercheur associé au SYSCOM, Université de Savoie. Il travaille sur le management des connaissances et l'apprentissage par simulation en utilisant l'analyse des traces informatiques.

Adresse : Groupe ESC Chambéry - 12 av. Lac d'Annecy - 73381 Le Bourget du Lac

Mail : jm.heraud@esc-chambery.fr

Dominique KREZIAK est maître de conférences en marketing à l'Institut de Management de l'Université de Savoie et

chercheuse à l'IREGE. Elle travaille sur l'éco-citoyenneté et la sécurité alimentaire, ainsi que sur le lien entre comportement du consommateur et protection de l'environnement.

Adresse : IMUS - Route de Saint Cassin - BP 1104 - 73011 Chambéry

Mail : dominique.kreziak@univ-savoie.fr

Lin MA est doctorante en sciences de gestion (finance) à l'Université des Sciences et Technologies (Lille 1). Ses thèmes de recherche sont l'efficacité des marchés financiers et la finance computationnelle.

Adresse : Université de Lille1

Mail : lin.ma@iae.univ-lille1.fr

Philippe MATHIEU est professeur d'informatique à l'Université des Sciences et Technologies (Lille 1) et responsable de l'équipe SMAC du LIFL, UMR CNRS-USTL 8022. Ses recherches portent sur l'intelligence artificielle, les systèmes multi-agents, et la modélisation de comportements.

Adresse : CNRS-LIFL, University of Lille 1

Mail : philippe.mathieu@lifl.fr

Hélène MICHEL est directrice de la Recherche au Groupe ESC Chambéry, Docteur en Management et chercheuse associée à l'IREGE, Université de Savoie. Elle travaille sur l'impact des technologies de l'information et de la communication sur la gestion de la relation au citoyen.

Adresse : Groupe ESC Chambéry - 12 av. Lac d'Annecy - 73381 Le Bourget du Lac

Mail : h.michel@esc-chambery.fr

Peter OTTO is associate professor at the School of Management of the Union Graduate College. He holds an MBA and a PhD in Information Science, with primary specialization in Decision Support Systems, from the University at Albany, New York. His present research focuses