Simulation multi-agents de marchés financiers

THÈSE

présentée et soutenue publiquement le 14 *janvier* 2008

pour l'obtention du

Doctorat de l'Université des Sciences et Technologies de Lille

(spécialité informatique)

par

Julien Derveeuw

Composition du jury

Rapporteurs :	André Orléan, Directeur de Recherche CNRS	EHESS, Paris-Jourdan
	Suzanne Pinson, Professeur	LAMSADE, Université Paris-Dauphine
Examinateurs :	Zahia Guessoum, Maître de Conférences	LIP6, Université de Reims
	Bruno Beaufils, Maître de Conférences	LIFL, Université de Lille I
Directeurs :	Olivier Brandouy, Professeur	LEM, Université de Lille I
	Philippe Mathieu, Professeur	LIFL, Université de Lille I

UNIVERSITÉ DES SCIENCES ET TECHNOLOGIES DE LILLE
Laboratoire d'Informatique Fondamentale de Lille — UMR 8022
Bâtiment M3 – 59655 VILLENEUVE D'ASCQ CEDEX
Tél. : +33 (0)3 28 77 85 41 – Télécopie : +33 (0)3 28 77 85 37 – email : direction@lifl.fr

Mis en page et composé avec LaTeX et la classe thlifl.

Remerciements

Ecrire la page des remerciements est toujours un travail délicat : nombreuses sont les personnes qui, au cours de ces trois années, nous soutiennent, nous aident ou nous divertissent. J'éspère que je n'oublierai personne, et je demande à celles qui le seraient de ne pas m'en tenir rigueur.

Je tiens tout d'abord à remercier Suzanne PINSON et André ORLÉAN pour avoir accepté de rapporter mon document de thèse malgré leurs lourdes responsabilités et leur emploi du temps chargé. Je tiens aussi à remercier Zahia GUESSOUM d'avoir accepté d'examiner ce document et de participer à mon jury alors qu'elle attend un heureux événement si prochainement.

Je tiens à remercier l'ensemble de l'équipe SMAC, au sein de laquelle j'ai trouvé un accueil chaleureux, propice au développement tant intellectuel qu'humain au cours de mes années passées au laboratoire. Plus particulièrement, je tiens à remercier mes directeurs de thèse : Olivier BRANDOUY, pour avoir su me donner le goût de la finance, Philippe MATHIEU, pour m'avoir communiqué, dès son cours de DEA, sa passion pour les systèmes multi-agents et l'intelligence artificielle et Bruno BEAUFILS, pour m'avoir communiqué son sens de la critique et de l'argumentation. Je tiens également à remercier Jean-Christophe ROUTIER, pour m'avoir tant appris sur la conception de logiciels et la programmation, ainsi que Yann SECQ, pour sa sympathie et pour les discussions passionnées que nous avons pu avoir. Je remercie également les autres membres de l'équipe : Jean-Paul DELAHAYE, qui a éveillé, dès la licence, ma "curiosité mathématique" avec ses articles dans *Les rendez-vous d'Archimède* et Sébastien PICAULT, avec qui j'ai pu partager d'intenses discussions politiques lors des repas d'équipe du jeudi midi.

Je n'oublie évidemment pas les membres du bureau 14, qui ont rendu ces quatres années si agréables d'un point de vue humain : Laetitia BONTE, Cédric DINONT, Yoann KUBERA, Benoît LACROIX, Maxime MORGE et Marie-Hélène VERRONS. Je tiens à remercier tout particulièrement Damien DEVIGNE et Tony DUJARDIN pour leur bonne humeur, leur sympathie et les agréables conversations que nous avons pu avoir. Je remercie également tous les autres membres du laboratoire avec qui j'ai pu sympathiser : Laurent, Arnaud, Sylvain, Fadila, Asli, Vincent, Goyan, Jean-Marie, Sigma... je ne peux pas tous vous citer ! Je remercie également mes amis : Julien, Benoît, Nicolas, Sébastien, Emilie, Florent, Leïla et Julie ainsi que les membres du Club de Go de Lille qui ont su divertir nombre de mes soirées : Nicolas, Arnaud, Xavier, Pascale, Sébastien, Orlando, Guillaume, Sloy...

Evidemment, je n'aurai pu réussir mes études sans ma famille, qui a su encourager, dès mon plus jeune âge, ma curiosité et ma soif de savoir. Je tiens donc à remercier particulièrement ma mère, pour m'avoir soutenu en toute circonstance, mon père, pour m'avoir transmis le virus de l'informatique et mes grands-parents, pour m'avoir encouragé tout au long de mes études.

Finalement, je terminerai cette liste non exhaustive par ma compagne, Hélène, qui a su me soutenir et me supporter, surtout pendant ces derniers mois de rédaction. Merci pour ta patience et ta compréhension !

Table des matières

Remerciements **i**

Table des figures **v**

Liste des tableaux **ix**

Introduction **1**

1 Analyse comparative des méthodes de modélisations en finance : centrées groupes vs. centrées individus **5**

1.1 Les marchés financiers : des systèmes complexes 6

1.1.1 Que sont les marchés financiers ? 6

1.1.2 Présentation de quelques marchés financiers réels 7

1.1.3 Les marchés financiers : des systèmes complexes 14

1.2 Les termes du débat : univers discret vs. univers continu, homogénéité vs. hétérogénéité, intelligence centralisée vs. intelligence distribuée 15

1.2.1 Ce qui distingue une modélisation multi-agents d'une modélisation globale 16

1.2.2 Modèles centrés groupe et finance 21

1.3 Conclusion 25

2 Les marchés financiers artificiels : des modèles bottom-up pour l'étude des marchés 27

2.1 Formalisation de l'architecture d'un marché 28

2.2 Différents modèles de micro-structure 29

2.2.1 Modèles synchrones 29

2.2.2 Modèles asynchrones 35

2.3 Différents modèles d'agents 37

2.3.1 Agents à capacités cognitives réduites 38

2.3.2 Agents cognitifs 39

2.4 Vers l'élaboration d'une plateforme de simulation générique 43

2.4.1 Identification des différences d'implémentations 44

2.4.2 Une plateforme générique 51

2.4.3 Conclusion 61

3 Modélisation de dynamiques de prix à l'échelle intra-journalière 63

3.1 Tour d'horizon des faits stylisés 64

3.1.1 Les faits stylisés : des propriétés aux implications à la fois théoriques et pratiques 64

3.1.2 Quelques exemples de faits stylisés 65

3.2 Exploration d'un modèle multi-agents de marché asynchrone : variété de comportements, variété de faits 68

3.2.1 Notre modèle de marché 69

3.2.2 Expérimentations 74

3.2.3 Conclusion 86

4 Dynamiques de prix multi-échelles **89**

4.1 Ce que nous pensons savoir des bulles spéculatives, ce que nous ignorons . . 90

4.1.1 Les bulles à travers l'histoire 90

4.1.2 Bulles et théorie financière 92

4.2 Modélisation de comportements spéculatifs et émergence d'épisodes critiques 93

4.2.1 Modèle de marché et comportements d'agents utilisés 93

4.2.2 Expérimentations 97

4.2.3 Conclusion 98

4.3 Unification des approches intra-journalière et inter-journalière 99

4.3.1 Extension du modèle à carnet d'ordres 99

4.3.2 Expérimentations 100

4.3.3 Conclusion 102

Conclusion **111**

A Tests statistiques et séries de prix **115**

A.1 Forme de la distribution des rendements 115

A.1.1 Kurtosis 116

A.1.2 Mise en évidence de queues épaisses 116

A.2 Dépendance temporelles entre les rendements 118

A.2.1 Dickey-Fuller et Augmented Dickey-Fuller 119

B Utilisation de notre plateforme de simulation **121**

Glossaire **123**

Bibliographie **125**

Résumé **131**

Table des figures

1.1 Exemple de carnet d'ordres 8

1.2 Architecture générale de la plateforme EURONEXT 9

1.3 Architecture générale de la plateforme NYSE 13

1.4 Exemple de dynamiques de population (pour les proies en partie haute du graphique, et pour les prédateurs en partie basse) obtenues avec le modèle équationnel de Lotka et Volterra. 17

1.5 Système d'équations proposé par Lotka et Volterra pour la modélisation d'une interaction proie/prédateur entre deux espèces animales 18

1.6 Exemple de résultat obtenu à partir d'une simulation multi-agents d'un modèle proie-prédateurs (réalisé avec NetLogo [Wilensky, 1999]) 19

1.7 Illustration du concept d'émergence à travers une simulation de ségrégation sociale basée sur les travaux de T. Schelling 21

1.8 Fluctuations de l'indice Dow Jones entre 1928 et 2000 (à gauche), comparées aux fluctuations d'une marche au hasard possédant les mêmes propriétés statistiques (à droite) 24

2.1 Architecture générale d'un marché 28

2.2 Exemple de déroulement d'une itération dans un modèle synchrone sans market maker (type SF-ASM) 31

2.3 Architecture générale du Santa-Fe Artificial Stock Market 32

2.4 Exemple de déroulement d'une itération dans un modèle synchrone avec market maker (type $-game) 33

2.5 Architecture générale du Genoa Stock Market 35

2.6 Exemple de déroulement d'une itération dans un modèle synchrone avec market maker et ordres (type Genoa ASM) 36

2.7 Exemple de déroulement d'une itération dans le toy model de marché asynchrone de Bak & al 37

2.8 Architecture générale du toy model de marché asynchrone de Bak et al. . . . 38

2.9 Fonctionnement général du comportement aléatoire de Raberto et al. 39

2.10 Fonctionnement général du comportement réactif de Ghoulmie et al. 39

2.11 Fonctionnement général du comportement réactif de LeBaron et al. 41

2.12 Exemple de fonctionnement du comportement d'un agent inductif (type SF-ASM) 42

2.13 Fonctionnement général du comportement réactif de Cincotti et al. 42

2.14 Architecture générale d'un marché 44

2.15 Mécanisme de traduction entre les agents et le marché 52

2.16 Fonctionnement de notre architecture de marché 56

2.17 Schéma UML de notre plateforme de simulation 60

3.1 Distribution des rentabilités du Dow-Jones comparée à une distribution normale de même moyenne et de même variance (à gauche) et comparaison quantile par quantile avec une distribution normale (à droite) 66

3.2 Fonction de Survie pour la chronique des rendements du Dow-Jones en valeur absolue, comparée à celle d'une distribution gaussienne théorique 67

3.3 Rendements du titre Pfizer sur la journée du 02/02/2001 (à gauche), comparé à ceux d'une marche au hasard de même moyenne et de même variance (à droite) 68

3.4 Fonction d'auto-correlation des rendements du titre Pfizer (à gauche) et de leur valeur absolue (à droite) sur la journée du 02/02/2001 69

3.5 Exemple de fonctionnement de notre modèle à carnet d'ordres 71

3.6 Détail du fonctionnement du Zero Intelligence Trader développé dans [Raberto et al., 2003] 75

3.7 Détail du fonctionnement de notre Zero Intelligence Trader 76

3.8 Prix, rendements, et distribution des rendements dans une simulation avec notre comportement aléatoire 77

3.9 Comparaison quantile par quantile et fonction de survie d'une distribution obtenue avec notre comportement aléatoire et d'une distribution normale théorique 77

3.10 Fonction d'auto-correlation des rendements d'une simulation avec notre comportement aléatoire et de leur valeur absolue 78

3.11 Détail du fonctionnement de notre comportement fondamentaliste 79

3.12 Prix (en haut à gauche : Le prix est en noir et la valeur fondamentale en rouge), rendements (en bas à gauche), et distribution des rendements (à droite) dans une simulation avec notre comportement fondamentaliste 80

3.13 Comparaison quantile par quantile d'une distribution obtenue avec notre comportement fondamentaliste et d'une distribution normale théorique 80

3.14 Fonction d'auto-correlation des rendements d'une simulation avec notre comportement fondamentaliste et de leur valeur absolue 81

3.15 Détail du fonctionnement de notre comportement fondamentaliste 82

3.16 Prix, rendements, et distribution des rendements dans une simulation avec 50% d'agents spéculateurs 83

3.17 Comparaison quantile par quantile d'une distribution obtenue avec 50% d'agents spéculateurs et d'une distribution normale théorique 83

3.18 Fonction d'auto-correlation des rendements et de leur valeur absolue dans une simulation avec 50% de spéculateurs 84

3.19 Prix, rendements, et distribution des rendements dans une simulation avec nos comportements zero intelligence, fondamentalistes et spéculateurs représentés de manière égalitaire 85

3.20 Comparaison quantile par quantile d'une distribution obtenue avec nos comportements zero intelligence, fondamentalistes et spéculateurs représentés de manière égalitaire et d'une distribution normale théorique 85

3.21 Fonction d'auto-correlation des rendements d'une simulation avec nos comportements zero intelligence, fondamentalistes et spéculateurs représentés de manière égalitaire et de leur valeur absolue 86

4.1 Cours journalier du titre Yahoo de 1996 à 2007 sur le Nasdaq 91

4.2 Dynamique de prix du modèle macroscopique avec 100% de fondamentalistes et 0% de spéculateurs (La courbe des prix est en noir, et la valeur fondamentale en rouge) 103

4.3 Dynamique de prix du modèle macroscopique avec 75% de fondamentalistes et 25% de spéculateurs (La courbe des prix est en noir, et la valeur fondamentale en rouge) 103

4.4 Dynamique de prix du modèle macroscopique avec 50% de fondamentalistes et 50% de spéculateurs (La courbe des prix est en noir, et la valeur fondamentale en rouge) 103

4.5 Dynamique de prix du modèle macroscopique avec 30% de fondamentalistes et 70% de spéculateurs (La courbe des prix est en noir, et la valeur fondamentale en rouge) 103

4.6 Détail d'une bulle obtenue avec notre simulation macroscopique du marché . 104

4.7 Comparaison des propriétés statistiques du cours du titre Yahoo (colonne de gauche) avec celles des dynamiques obtenues avec notre modèle centré groupe (colonne de droite) 105

4.8 Détail du fonctionnement de notre comportement spéculateur 106

4.9 Dynamique de prix avec 100% de fondamentalistes et 0% de spéculateurs . . 107

4.10 Dynamique de prix avec 70% de fondamentalistes et 30% de spéculateurs . . 107

4.11 Dynamique de prix avec 50% de fondamentalistes et 50% de spéculateurs . . 108

4.12 Dynamique de prix avec 40% de fondamentalistes et 60% de spéculateurs . . 108

4.13 Détail d'une bulle obtenue avec notre modèle réaliste (les prix sont en noir et la valeur fondamentale en rouge) 109

4.14 Comparaison des propriétés statistiques du cours du titre Yahoo (colonne de gauche) avec celles des dynamiques engendrées par notre modèle de marché réaliste (colonne de droite) 110

A.1 Distribution intraday des rendements du titre Pfizer en février 2001 116

A.2 Distribution des rendements du titre Pfizer en février 2001, comparée quantile par quantile avec une distribution normale de même moyenne et de même variance 117

A.3 Fonction de survie des rendements positifs et négatifs du titre Pfizer comparés à celles d'une distribution normale 118

A.4 Fonction d'autocorrelation des rendements en valeur absolue du titre Pfizer . 119

B.1 Exemple d'un fichier de paramètrage de notre simulateur 122

Liste des tableaux

1.1 Déroulement d'une journée de cotation sur la plateforme Euronext 10

2.1 Synthèse des désirs requis par les différents modèles de marché de la litterature pour fonctionner 46

2.2 Synthèse des informations utilisées par les agents pour prendre leurs décisions dans les comportements les plus représentatifs de la litterature 49

2.3 Synthèse des différentes politiques de gestion du temps trouvées dans la littérature 51

2.4 Implémentation possible d'un mécanisme de traduction complet permettant de faire communiquer n'importe quel comportement d'agent avec n'importe quel modèle de marché 55

4.1 Chromosome du comportement fondamentaliste 96

4.2 Règles de rationalisation du comportement fondamentaliste 96

4.3 Chromosome de notre comportement spéculateur 97

4.4 Rationnalisation des règles spéculatives quand $i \in \{3, 5\}$ 97

4.5 Correlation moyenne entre la dynamique des prix et la valeur fondamentale suivant la proportion d'agents spéculateurs dans la population 101

Introduction

Motivations

Depuis le début du XXème siècle, les marchés financiers ont donné lieu à un nombre considérable de recherches, tant fondamentales qu'appliquées. Bien que ces recherches s'inscrivent dans le cadre général de la finance, elles sont souvent interdisciplinaires. Cette interdisciplinarité s'explique sans doute par le fait que les marchés présentent de multiples facettes : ils peuvent être vus comme des objets d'études purement financiers (à travers l'étude des enjeux économiques qu'ils représentent), mathématiques (à travers l'étude des propriétés des séries de prix) ou humains (à travers l'étude de la psychologie des acteurs économiques qui y participent). Pourtant, aucune de ces disciplines n'arrive aujourd'hui à proposer une théorie complète, qui permettrait de surmonter la complexité des marchés et de les comprendre pleinement. Ceci s'explique probablement par le fait qu'il leur faudrait proposer un ensemble de théories intégrées, liant les aspects microscopiques, c'est à dire rendre compte du comportement des individus dans toute leur hétérogénéité, de leurs caractéristiques, de la manière dont ils interagissent ou sont organisés, aux aspects macroscopiques du système financier, par exemple la manière dont les prix fluctuent.

Devant ce manque d'unification entre les différents résultats sur les plans microscopiques et macroscopiques, un nouveau champs d'étude a fait son apparition à la fin des années 90 : la finance computationelle. Cette nouvelle discipline est à la croisée de plusieurs domaines de recherche : l'informatique, la théorie des jeux et la finance. Elle propose un nouveau cadre pour étudier les marchés financiers : puisqu'il est si complexe de les étudier dans leur version réelle, peut-être est-il plus simple de reproduire leur fonctionnement dans des univers virtuels, parfaitement contrôlés. Ces univers sont reproduits grâce à des simulations informatiques que l'on nomme simulations multi-agents, et qui miment le fonctionnement des marchés et des investisseurs, permettant ainsi de tester des hypothèses ou de mettre à l'épreuve des théories, affranchis des contraintes qui rendraient ces expériences matériellement impossibles dans la réalité.

Ce nouveau champs d'investigation a donné lieu à des résultats forts : Brian Arthur a par exemple montré, grâce à son *El Farol Bar Problem* [Arthur, 1994], qu'il était possible, à l'aide d'agents inductifs (qui prennent leurs décisions uniquement en apprenant des informations à partir d'un historique), de faire émerger des dynamiques macroscopiques proches d'un équilibre théorique inconnu des agents. Ce travail, bien que réalisé sur un modèle très simplifié, a inspiré bon nombre d'avancées en finance computationelle. Ainsi, il a été montré

avec le Santa-Fe Artificial Stock Market ([Palmer et al., 1994]) qu'il n'est pas nécessaire de faire l'hypothèse que les agents économiques soient en anticipations rationnelles pour obtenir des dynamiques de prix réalistes sur un marché, ce qui va à l'encontre de la plupart des théories admises jusqu'alors en finance classique. Malheureusement, comme les simulations utilisées pour obtenir ces résultats sont construits à partir de *modèles* de la réalité, leur réalisme et la portée des résultats qu'ils permettent d'obtenir sont vivement critiqués par leurs opposants. Garantir que ces simulations soient suffisamment réalistes, afin qu'elles aient un sens, et donnent des résultats pouvant donner lieu à des parallèles avec la réalité, est donc un enjeu majeur dans cette discipline.

Par conséquent, nous mettons l'accent dans ce document sur le réalisme des modèles que nous utilisons : nous soutenons la thèse que, pour simuler le fonctionnement d'un marché, il faut prendre en compte la manière dont les agents économiques interagissent au travers du marché. Nous nous ancrons ainsi dans la tradition des systèmes multi-agents, qui est de développer des modèles de systèmes complexes, basés sur la prise en compte des interactions microscopiques qui existent entre les différentes parties du système.

Parmi les phénomènes que les théories classiques de la finance ne permettent pas d'expliquer, nous nous intéressons d'abord aux *faits stylisés*, qui sont des propriétés statistiques que l'on retrouve dans un grand nombre de séries de prix, quelque soit le titre ou le marché considéré. Bien que leur existence soit connue depuis longtemps, il n'existe pas de théorie pleinement satisfaisante pour expliquer leur origine, tout au plus quelques hypothèses. Nous proposons donc de les étudier sous l'éclairage nouveau de la finance computationelle : peuvent-ils être reproduits facilement grâce à des simulations multi-agents ? Peut-on identifier leur origine ? Quelles sont les conditions minimales pour assister à leur émergence ?

Le deuxième phénomène ayant retenu notre attention est celui de l'occurrence d'événements extrêmes dans les séries de prix. Ces derniers, caractérisés par une augmentation importante du prix d'un titre par rapport à sa valeur réelle, puis par une chute brutale, sont en effet fréquemment observés sur les marchés, mais pourtant mal expliqués. Nous proposons donc d'étudier les causes possibles de leur apparition, en modélisant des comportements d'investisseurs *spéculateurs*, qui essayent de maximiser leurs gains en détectant des tendances dans les séries de prix. Cette étude se divise en deux parties : la première est basée sur l'utilisation d'un modèle macroscopique de formation du prix, grâce auquel nous montrons que l'introduction de comportements spéculatifs dans une population d'agents mène à l'émergence de bulles et de krachs dans les séries de prix. Dans la seconde partie, nous présentons un modèle de marché plus réaliste pour prendre en compte le fonctionnement du marché à l'échelle de la journée et montrons ainsi qu'il permet à la fois de reproduire le fonctionnement microscopique du marché mais également son fonctionnement macroscopique.

Plan de la thèse

Nous commencerons par consacrer un chapitre à la présentation de l'objet de notre étude : les marchés financiers. Nous présenterons dans un premier temps leur origine, au travers

de quelques brefs rappels historiques, puis nous présenterons le fonctionnement de trois d'entre eux, parmi les plus importants : Euronext, le NYSE et Nasdaq, ce qui nous permettra d'introduire quelques concepts pratiques et théoriques. Cette présentation nous aidera également à déterminer en quoi les marchés financiers sont des systèmes complexes et pourquoi leur étude passe presque nécessairement par la conception de modèles. Nous exposons ensuite les deux courants méthodologiques principaux utilisés pour étudier les systèmes complexes : les approches top-down, qui abordent ces systèmes en se centrant sur leurs propriétés globales afin de déduire le fonctionnement de leurs parties, et les approches centrées individus, qui mettent l'accent sur les interactions locales existant entre les différentes parties du système afin de mieux comprendre son fonctionnement global. Cette présentation se fera d'abord dans un cadre général, puis nous présenterons quelques unes des approches centrées groupes parmi les plus connues en finance.

Dans le deuxième chapitre, nous nous focaliserons sur les approches centrées individus existantes pour modéliser le fonctionnement des marchés financiers. Afin de présenter l'ensemble de ces modèles dans un cadre unifié, nous commencerons par dégager une formalisation du fonctionnement d'un marché. Une fois les principaux modèles de marché et d'agents présentés, nous synthétiserons leurs différences et leurs points communs. Cette synthèse nous permettra de construire un modèle abstrait du fonctionnement d'une simulation de marché artificiel, et de proposer une implémentation concrète de ce modèle, permettant de disposer d'une plateforme d'expérimentation générique, qui autorise la composition d'entités de marchés hétérogènes. Nous verrons par conséquent que cette plateforme permet de tester et de comparer l'influence de différents modèles de marchés ou d'agents dans un même cadre expérimental.

Dans le troisième chapitre, nous nous attacherons à l'étude de l'origine des faits stylisés, ces phénomènes statistiques observables dans les séries de prix de la plupart des titres, et dont l'origine demeure inexpliquée. Nous commencerons par décrire les plus connus d'entre eux, ainsi que les méthodes statistiques permettant de les identifier. Nous présenterons ensuite le modèle de marché réaliste que nous avons développé, dont les caractéristiques essentielles sont de modéliser explicitement le *carnet d'ordres* et d'être *asynchrone*. Nous exposerons ensuite le protocole expérimental que nous avons choisi pour tenter de donner une réponse à la question de l'origine des faits stylisés, à travers trois séries d'expérimentations, basées sur la complexification progressive du marché simulé. Nous montrerons comment ce protocole incrémental nous amènera à formuler l'hypothèse que l'origine des faits stylisés semble résider dans la manière dont le marché est structuré.

Dans le quatrième chapitre, nous passerons de l'étude des phénomènes observables à l'intérieur d'une journée de cotation aux phénomènes observables à plus grande échelle, comme la journée, le mois ou l'année. Nous présenterons dans un premier temps les phénomènes macroscopiques les plus remarquables et les plus intrigants que l'on peut déceler dans les séries de prix : les bulles et les krachs. Dans une seconde partie, nous utiliserons un modèle de marché existant qui semble être adapté à la modélisation de phénomènes macroscopiques tels que les bulles spéculatives, en développant des comportements fondamentalistes et spéculateurs, pour montrer qu'il est possible de faire émerger des bulles dans les prix si une partie suffisante des investisseurs adopte une stratégie spéculative. Nous remettrons cependant en cause ces résultats puisque, bien qu'ils permettent de mettre en évidence

l'apparition de bulles, ils manquent de réalisme au niveau statistique. Nous adapterons donc notre modèle réaliste présenté dans le deuxième chapitre, afin de pouvoir l'utiliser pour simuler le marché à une plus grande échelle temporelle. Nous montrerons qu'avec ce modèle, il est également possible de faire émerger des bulles si les agents adoptent un comportement spéculateur, mais qu'en plus, les séries de prix conservent des propriétés statistiques réalistes.

Nous tirerons pour finir des conclusions des différents travaux exposés tout au long de cette thèse, en montrant que la finance computationnelle permet d'émettre de nouvelles hypothèses ou d'étayer des théories existantes concernant certaines propriétés des cours de bourse, que la théorie classique est parfois impuissante à expliquer. Nous rappellerons en particulier les thèses principales que nous soutenons dans ce document :

- Les marchés financiers et leurs modèles, bien que très hétérogènes, présentent de nombreuses similarités dans la manière dont ils sont architecturés autour de trois composantes principales : la micro-structure du marché, les agents économiques et l'extérieur du marché. Ces similitudes peuvent par conséquent être utilisées pour développer un modèle générique permettant de comparer aisèment les différents modèles de marchés existants.
- Les faits stylisés observables dans les séries de prix provenant des marchés financiers semblent en grande partie causés par la manière dont les marchés fonctionnent, c'est à dire par leur micro-structure. Par conséquent, il est indispensable de modéliser finement leur fonctionnement pour en obtenir des simulations réalistes.
- Les événements extrêmes (bulles et krachs) observables dans les séries de prix peuvent être reproduits par simulation si une partie des agents économiques adoptent une stratégie d'investissement spéculatrice, ce qui confirme les théories et hypothèses émises par de nombreux économistes.

En annexe, on trouvera une description des tests statistiques utilisés dans la thèse.

Chapitre 1

Analyse comparative des méthodes de modélisations en finance : centrées groupes vs. centrées individus

Les marchés financiers, bien qu'ils existent depuis le XIIème siècle en France, ne sont devenus incontournables dans l'économie que depuis quelques dizaines d'années. Par exemple, bien que la Bourse de Paris ait connue une période catastrophique de 1962 à 1978 (baisse de 75% de l'indice boursier), cela n'a aucunement influencé la croissance de la France, puisque son PIB a doublé sur cette période. Une telle chute des indices boursiers serait aujourd'hui catastrophique : elle aurait des répercutions dans toute la sphère économique, des banques à l'économie des ménages et conduirait sans nul doute à une période de récession générale.

Les marchés financiers sont donc fascinants à bien des égards : par exemple, leur état de santé semble dicter les règles de l'économie mondiale. Par conséquent, ils ont, depuis le début du XXème siècle, été massivement étudiés par les plus brillants économistes et mathématiciens parmi lesquels Louis Bachelier, Eugène Fama, Benoit Mandelbrot, pour ne citer qu'eux. Leurs travaux ont conduit à l'élaboration d'un ensemble de théories visant à caractériser les dynamiques de prix, à la fois pour comprendre leurs propriétés mathématiques mais aussi pour essayer de saisir les relations existant entre les comportements des investisseurs et les fluctuations des prix.

L'ensemble de ces théories est basé sur une approche top-down : à partir de l'étude des dynamiques de prix, on essaye de déterminer quelles conditions sur les comportements des investisseurs permettent de les obtenir. Cette méthodologie mène donc à l'élaboration d'un comportement moyen, qui est représentatif de l'ensemble de la population des investisseurs. Devant les limites de ces approches et l'évidence empirique de l'hétérogénéité des comportements sur les marchés, des approches alternatives ont été envisagées, essentiellement basées sur des approches bottom-up.

Dans ce chapitre, nous commençons par présenter dans une première partie l'objet de notre étude : les marchés financiers. Après de brefs rappels sur leur rôle, nous présentons

trois exemples de marchés, parmi les plus représentatifs. Nous montrons ensuite en quoi l'étude de ces systèmes est difficile en raison de leur complexité. Dans une seconde partie, nous présentons les deux grandes familles d'approches utilisées pour modéliser de tels systèmes complexes : les approches centrées groupe et les approches centrées individu. Après une explication des différences entre ces deux courants de modélisation, nous exposons la façon dont ils ont été utilisés pour étudier les marchés financiers. Dans une troisième partie, nous nous concentrons plus particulièrement sur les modèles centrés individu existants afin de montrer leurs limites. Nous concluons cette partie par la présentation de notre problématique.

1.1 Les marchés financiers : des systèmes complexes

Dans cette section, nous commençons par rappeler brièvement ce que sont les marchés financiers et le rôle qu'ils jouent dans l'économie. Nous présentons ensuite trois exemples de marchés représentatifs des marchés modernes, ce qui nous permet ensuite d'exposer en quoi ils sont des systèmes complexes, extrêmement difficiles à analyser et à comprendre.

1.1.1 Que sont les marchés financiers ?

Au cours de l'Histoire, les hommes ont toujours procédé à des échanges, que ce soit au travers de troc, de marchés ou d'enchères. Pourquoi les marchés financiers ont-ils alors pris leur essor si tardivement, au cours des XVème et XVIème siècles ? A cette époque, de grandes compagnies ont commencé à voir le jour, suite au développement du commerce à un niveau mondial avec l'ouverture des nouvelles routes de commerce. Pour pouvoir se développer, ces compagnies (comme la Compagnie Hollandaise des Indes Orientales, fondée en 1602) ont besoin d'un investissement de capitaux initiaux afin de lancer ou d'augmenter leur activité. Ces apports de capitaux, de part l'ampleur des objectifs visés, dépassent les capacités financières d'un individu ou d'une famille qui suffisaient jusqu'alors. Il est donc nécessaire de faire appel à des apports extérieurs à la société. Pour attirer les investisseurs, on leur propose donc, en échange de leur investissement monétaire, de devenir co-propriétaires de la société, au prorata de leur apport : c'est la naissance des actions, qui sont des titres de propriété. Ces titres donnent un certain nombre de droits : un droit de vote, au sein des assemblées générales de la société, et un droit sur les bénéfices, le dividende, qui est une fraction des bénéfices engendrés par la société reversée aux actionnaires.

Devant la généralisation de l'actionnariat comme forme de propriété des grandes entreprises, le besoin de disposer d'une structure pour procéder à des échanges d'actions s'est rapidement ressenti : en effet, il faut pouvoir revendre les droits de propriété, ce qui peut se faire de gré à gré mais est nettement plus facile sur des marchés organisés. Les marchés d'actions ont donc vu le jour, dès le XVème siècle, même s'il faudra attendre le XVIIIème siècle pour qu'ils existent dans leur forme moderne. Ces marchés ont d'abord pris la forme de places physiques où se réunissent des agents de change, et se sont petit à petit développées jusqu'à devenir les places financières que l'ont connaît aujourd'hui. Depuis la fin des

années 80, les marchés de titres ont en effet connu des mutations importantes : certains, d'un système d'enchère à la criée, sont passés à un système d'enchère complètement automatisé et informatisé, ce qui a eu des répercutions importantes sur leur fonctionnement. Les titres ont ainsi été *dématérialisés* (ce ne sont plus des documents physiques) et les horaires d'ouverture des places de marché ont été considérablement élargis, ce qui explique l'augmentation considérable des volumes financiers échangés par jour : les marchés sont ouverts plus longtemps, et réaliser un échange est devenu presque immédiat, ce qui n'était pas le cas auparavant puisqu'il fallait passer par des intermédiaires situés physiquement sur la place de marché.

1.1.2 Présentation de quelques marchés financiers réels

Nous avons vu précédemment que les marchés financiers modernes ont subis de nombreux changements dans la manière dont ils sont organisés et structurés. Nous présentons dans cette section l'organisation et le fonctionnement de trois des plus importants d'entre eux : Euronext, qui est issu de la fusion des grandes places de marché européennes, le NYSE, le plus grand marché mondial et le Nasdaq. Depuis peu, Euronext et le NYSE ont fusionné pour donner naissance à la première bourse transatlantique, Euronext-NYSE, mais à ce jour, les disparités d'organisation des places new-yorkaises et européennes sont très sensibles, ce qui explique que nous les présentions de manière disjointe.

Euronext, un marché dirigé par les ordres

Euronext est l'une des grandes bourses de valeurs mondiale : elle est le produit de la fusion des bourses de Paris, Amsterdam, Bruxelles, Lisbonne, Porto et du LIFFE (*London International Financial Futures and options Exchange*) qui a eu lieu entre 2000 et 2002. Bien qu'Euronext soit une seule société, elle est divisée pour des raisons juridiques en plusieurs places de marché distinctes, chacune correspondant à un pays. Euronext.Paris est la place de marché française.

Fonctionnement général

Euronext est un marché dirigé par les ordres, c'est à dire que les acteurs du marché confrontent directement leurs désirs de réaliser des échanges à travers la structure d'échange, sans passer par un intermédiaire. Pour confronter leur souhait à ceux des autres acteurs, ils émettent un *ordre*, composé d'une direction (acheter ou vendre), quelques fois d'un prix (l'ordre peut parfois être "à tout prix" ou "au prix du marché"), d'une durée de validité et d'une quantité. Ce ordre peut également être assorti de mentions comme "tout ou rien", c'est à dire que la validité de l'ordre est conditionnée à la disponibilité des titres demandés ou à d'autres conditions portant sur le prix. Parmi ces différents types d'ordres, l'ordre de base est l'*ordre limite* : il est composé d'une direction, d'une quantité et d'un prix limite : "*Je désire acheter (*`direction` *1000 titres (*`quantité`*) pour un maximum de 45€ l'unité* (`prix`

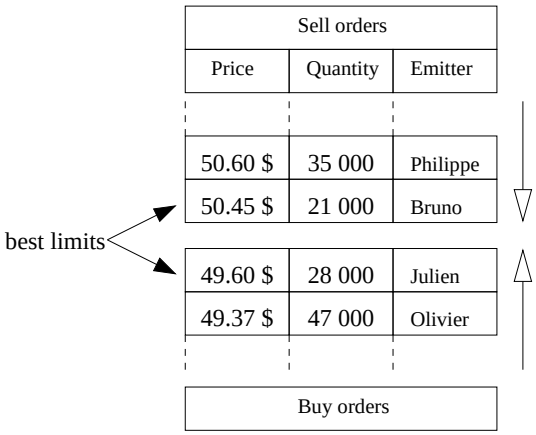

FIG. 1.1 – Exemple de carnet d'ordres

`limite`)". Une fois émis, cet ordre est confronté aux ordres émis antérieurement, qui sont stockés dans le *carnet d'ordres*. Un exemple de carnet d'ordres est présenté à la figure 1.1.

Concrètement, le carnet est composé de deux listes : la liste des ordres à l'achat et celui des ordres à la vente. Ces deux listes sont triées : les ordres de vente sont classés du plus exigeant en prix au moins exigeant et les ordres d'achat du prix le plus généreux au moins généreux de manière à faire coïncider les meilleures limites de chaque côté du carnet. Lorsqu'un nouvel ordre arrive au carnet, il est comparé aux ordres de direction opposée : s'il en existe un ayant un prix limite compatible avec celui du nouvel ordre, on dit qu'ils sont contrepartie l'un de l'autre et ils donnent lieu à une transaction. Si aucune contrepartie n'est trouvée, le nouvel ordre est inséré dans le carnet en respectant une priorité de prix (c'est à dire qu'il est inséré dans la liste des ordres en respectant le classement de la meilleure offre à la plus mauvaise) et de date (si deux titres ont le même prix limite associé, le premier à être inséré dans le carnet sera le premier à être satisfait). Le carnet d'ordres est donc un système organisant la priorité des exécutions d'échanges sur le prix puis sur l'heure d'arrivée des ordres.

Architecture

L'architecture de la plateforme d'échange Euronext est présentée à la figure 1.2. Elle est simple et très hiérarchisée : lorsqu'un client désire passer un ordre, il le dépose auprès d'un *collecteur d'ordres* ou directement auprès d'un *négociateur*. Celui-ci se charge alors de transmettre cet ordre au système central de cotation. Si l'ordre est satisfiable, c'est à dire qu'il existe une contrepartie, le système central de cotation l'exécute automatiquement, sinon il le dépose dans le carnet d'ordres. Les règlements et les livraisons des transactions réalisées sont pris en charge par la *chambre de compensation* CLEARNET qui est alimentée par le système de cotation central. Les informations sur le système de cotation central comme les cinq meilleures limites de part et d'autre du carnet d'ordres ou le prix de la dernière transaction effectuée sont publiées en temps réel. En France, seules les sociétés de bourses ont la possibilité d'inscrire des ordres dans la feuille de marché tenue par Euronext ce qui explique que les clients doivent passer par des intermédiaires (collecteurs d'ordres et négociateurs).

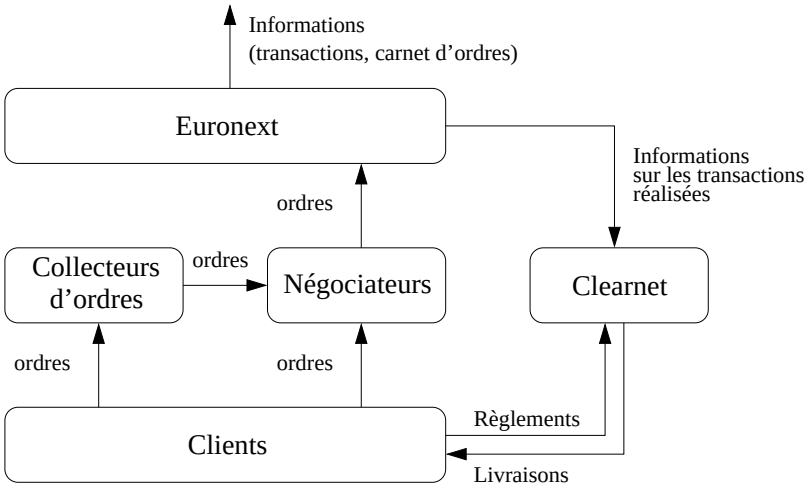

FIG. 1.2 – Architecture générale de la plateforme EURONEXT

Déroulement d'une journée de cotation sur Euronext

Le déroulement d'une journée de cotation sur Euronext est présenté à la table 1.1 : à l'ouverture, le marché est dans un état figé pendant lequel les ordres s'accumulent dans le carnet, sans qu'aucune transaction ne soit effectuée. Après cette période, le système de cotation central détermine un prix d'équilibre, qui permettra d'échanger le plus grand nombre de titres à l'ouverture du marché : c'est le *fixing d'ouverture*. Ce mécanisme permet de commencer la journée avec un carnet d'ordres pré-rempli et d'éviter une période d'initialisation pendant laquelle les prix fluctueraient de manière trop importante à cause d'un carnet peu rempli. La journée de cotation se déroule ensuite en suivant le mécanisme présenté précédemment : les agents sont libres d'émettre des ordres qui sont immédiatement confrontés à ceux présents dans le carnet. A la clôture, un mécanisme similaire à celui de l'ouverture est utilisé pour fermer le marché dans un état stable : c'est le fixing de clôture.

Horaire	Évènement	Détails
07h15-09h00	Pré-ouverture	Accumulation des ordres dans le carnet sans réalisation effective des transactions
9h00	Fixing d'ouverture	L'ordinateur détermine le prix d'équilibre à l'ouverture qui permet l'échange du plus grand nombre de titres
9h01-17h25	Fonctionnement continu	L'introduction d'un nouvel ordre établit une nouvelle cotation si la transaction correspondante peut être réalisée (s'il existe une contrepartie), sinon l'ordre est enregistré et placé à sa limite dans le carnet
17h25-17h30	Pré-clôture	Accumulation des ordres sans réalisation de transactions
17h30	Fixing de clôture	Confrontation de tous les ordres restants pour déterminer le prix de clôture
17h30-17h40	Derniers échanges	Possibilité de réaliser quelques derniers échanges au prix déterminé lors du fixing de clôture

TAB. 1.1 – Déroulement d'une journée de cotation sur la plateforme Euronext

Le Nasdaq, un marché dirigé par les prix

Contrairement à Euronext, qui est comme nous l'avons vu, un marché dirigé par les ordres, le Nasdaq (pour National Association of Securities Dealers Automated Quotations) est un marché dirigé par les prix. Sur un marché dirigé par les prix, les traders ne se rencontrent pas directement au travers du marché mais doivent passer par un intermédiaire : le teneur de marché ou *market maker*. Nous étudions dans la suite le rôle de ce market maker au travers du fonctionnement du Nasdaq.

Rôle du market maker

Sur un marché dirigé par les prix, les teneurs de marché sont tenus d'afficher en permanence deux informations : un prix auquel ils sont prêts à acheter des titres pour une quantité fixée et un prix auquel ils sont prêts à vendre des titres pour une quantité fixée. Si un acteur du marché se porte acquéreur ou vendeur de titres aux prix affichés, le market maker est dans l'obligation d'exécuter son ordre. Le teneur de marché produit donc de la liquidité sur son propre stock d'actifs, c'est à dire qu'il permet des échanges au travers de son portefeuille.

Le risque principal pour un market maker est de se retrouver dans une position dont il ne pourra pas se défaire. Si un trader lui revend par exemple une grande quantité de

titres au prix qu'il affiche, il est tenu de les acheter et se retrouve donc dans une position délicate : il faut, pour rétablir la balance, qu'un autre trader lui achète autant de titres. Il doit donc calculer très soigneusement la fourchette et les quantités qu'il affiche en tenant compte, entre autres, de ce risque.

Cette position dangereuse est rémunérée par l'écart de fourchette que le market maker affiche. S'il publie un prix de vente de p_v et un prix d'achat de p_a, il touche $p_v - p_a$ pour chaque titre échangé.

Le Nasdaq avant 2002

Le Nasdaq est le second marché mondial le plus actif après le NYSE. Il était l'un des derniers marché entièrement dirigé par les prix jusqu'en 2002 où il a été transformé en marché hybride comme le NYSE.

Nous verrons d'abord qui sont les principaux participants au Nasdaq puis quelles obligations propres au Nasdaq les teneurs de marché doivent remplir.

Participants au Nasdaq

Sur le Nasdaq, les teneurs de marché sont les seuls à avoir un devoir de présence sur le marché. Ils doivent coter continuellement au cours d'une séance un prix de vente et un prix d'achat associés à leurs quantités. Ces opérateurs engagent leurs propres capitaux. Pour devenir teneurs de marché, ils doivent remplir des conditions sur fonds propres minimaux et avoir une présence minimale pendant la période d'ouverture du marché (c'est à dire établir au moins une cotation). Les conditions sur fonds propres minimaux permettent de trier les teneurs de marché en trois catégories :

- les *wholesalers* qui s'engagent à fournir de la liquidité sur 3000 titres différents.
- les *integrated firms* ou *wirehouses* qui s'engagent sur 500 à 1000 titres.
- les *courtiers institutionnels* ou *institutionnal brokers* qui fournissent de la liquidité pour moins de 500 titres

Les autres acteurs présents sur le Nasdaq sont *order entry firms* qui ne sont pas teneurs de marché mais dirigent les flux d'ordres vers les teneurs de marché : ce sont les intermédiaire entre les clients et les teneurs de marché. Ils n'engagent donc pas leur propre capital mais celui de leurs clients. Il existe également des ECNs ou *Electronic Communication Networks* qui sont des réseaux permettant d'améliorer la liquidité sur ce marché en créant une structure d'échange alternative.

Particularités propres au Nasdaq

Les teneurs de marché sont obligés de coter un double prix/quantité (à l'achat et à la vente) pendant les heures d'ouverture du marché régulières, c'est à dire entre 9h30 et 16h00. Ils ont l'interdiction formelle de coter des fourchettes dites *locked*($p_v = p_a$) ou crossed ($p_v < p_a$) et de coter des prix différents dans plusieurs systèmes de cotation.

Les particuliers peuvent passer deux types d'ordre différents sur le Nasdaq : des ordres à tout prix (market orders) ou des ordres limites. Il est à noter que sur le Nasdaq, contrairement à Euronext, la règle priorité de temps pour les ordres limites ne s'applique pas.

Le NYSE, un marché hybride

Nous avons opposé précédemment les marchés dirigés par les prix aux marchés dirigés par les ordres. Cependant, ces deux types de marché présentent des inconvénients qui leur sont propres : les marchés dirigés par les prix manquent de transparence et amènent une fragmentation du flux des ordres alors que les marchés dirigés par les ordres ne permettent pas d'obtenir une liquidité suffisante pour les ordres de grande taille.

Des marchés hybrides ont donc été développés pour palier ces deux inconvénients. Sur ces marchés, les ordres de petite taille (concernant des quantités faibles) sont dirigés automatiquement vers un carnet d'ordres en vue d'une exécution automatique (comme sur Euronext) tandis que les ordres de grande taille sont dirigés vers un courtier humain qui se charge de trouver et de produire de la liquidité, comme sur un marché dirigé par les prix.

Nous présentons maintenant le fonctionnement d'un tel marché à travers l'exemple du NYSE

L'exemple du NYSE

Le *New-York Stock Exchange* est comme le NASDAQ ou Euronext une des plus grandes bourses mondiale, voire la plus active en terme de liquidité. Son originalité réside dans le fait qu'il s'appuie sur un marché hybride (à la fois dirigé par les prix et dirigé par les ordres) comme nous allons le voir en étudiant son architecture.

Architecture

L'architecture du NYSE est présentée à la figure 1.3. Lorsqu'un client désire passer un ordre, il doit s'adresser à l'un des 850 courtiers présent au NYSE (appelés *floor brookers*). Ce courtier a ensuite la charge d'introduire l'ordre sur le marché. Plusieurs possibilités s'offrent à lui : il peut soit s'adresser directement à un *spécialiste*, soit placer l'ordre dans le carnet par voie électronique. Le NYSE est en ce sens un marché hybride puisqu'il est à la fois *dirigé par les prix* (présence d'un spécialiste) et *dirigé par les ordres* (présence d'un carnet électronique).

Specialist
Il existe un et un seul spécialiste par titre côté qui diffuse en permanence un cours à l'achat (*bid*) et à la vente (*ask*). Il détient le monopole des transactions pour ce titre et fait donc office de *market maker*.

Quand un trader passe un ordre au spécialiste, celui-ci lui achète (vend) la quantité d'actions offerte (demandée) au prix d'achat (vente) qu'il a diffusé. Le spécialiste court donc un risque puisqu'il doit ensuite trouver un autre trader prêt à effectuer l'opération inverse à un prix proche. Le risque pris par le spécialiste est compensé par le fait qu'il peut encaisser

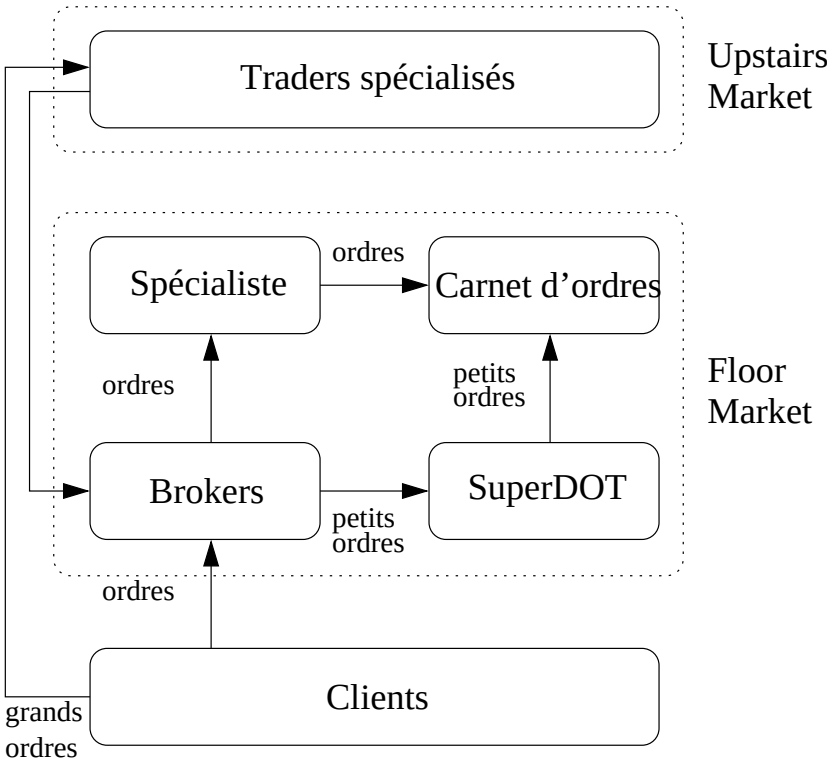

FIG. 1.3 – Architecture générale de la plateforme NYSE

le *spread*, c'est à dire la différence entre le prix auquel il achète des actions et le prix où il les revend. Le risque principal du specialist est que ce spread soit négatif et qu'il perde de l'argent sur une transaction.

Carnet d'ordres
Un trader peut également introduire un ordre directement dans le carnet. Ce dernier est également géré par le spécialiste qui n'officie alors plus en tant que *market maker* mais en tant que gestionnaire du carnet d'ordres. La seule information publique connue des traders est le meilleur prix d'achat et de vente dans le carnet, alors que le spécialiste connaît l'intégralité du carnet, ce qui lui donne un avantage, notamment pour ajuster ses prix à l'achat et à la vente.

Le spécialiste ne gère directement que les ordres importants : pour les "petits" ordres (moins de 10 000 titres), il existe un système appelé SuperDOT (pour *Super Designated Order Turnaround System*) qui permet d'inscrire directement un ordre dans le carnet sans passer par le spécialiste. 75% des ordres passent par le SuperDOT mais ils représentent seulement 25% des volumes échangés.

Il existe 17 spécialistes qui gèrent environ 150 titres chacun.

1.1.3 Les marchés financiers : des systèmes complexes

Nous avons présenté dans la partie précédente quelques exemples de grands marchés financiers : malgré leur diversité, nous pouvons identifier de nombreux points communs entre eux :

- Un très grand nombre d'acteurs économiques interagit au travers de ces marchés pour échanger des titres.
- Même si ces acteurs n'interagissent pas directement, mais par l'intermédiaire du marché, ils sont en *très forte interaction* : toute décision prise par l'un d'eux peut avoir de très fortes répercutions sur les décisions ou le comportement des autres acteurs, ce qui implique l'existence de *boucles de rétroactions* (cf définition 1).
- De plus, les marchés financiers sont soumis à l'influence du monde extérieur : certaines nouvelles (bilan annuel d'une entreprise, catastrophes naturelles, etc) peuvent influencer les acteurs économiques, et donc le système. Les marchés financiers sont donc des systèmes complexes au sens le plus strict du terme : ils sont composés d'un grand nombre d'entités en forte interaction, présentent des boucles de rétroactions et sont soumis à une influence exogène (cf définition 2).

Définition 1 *La* rétroaction *est une réaction à une entrée d'information dans un système. Cette rétroaction peut être positive si elle en augmente l'effet, ou négative si elle le réduit. On parle de* boucle de rétroaction *quand cette réaction se répète et entraîne une amplification continuelle de l'effet si la rétroaction est positive ou une diminution progressive si la rétroaction est négative.*

Définition 2 *Bien qu'il n'existe pas de définition exacte d'un* système complexe, *il est généralement admis qu'un tel système possède les propriétés suivantes :*

- *Les entités composant le système interagissent de manière locale et reçoivent chacune des informations différentes. En d'autres termes, le système n'est pas totalement centralisé.*
- *Le graphe d'interaction entre les entités n'est pas trivial, c'est à dire qu'il ne présente pas de structure régulière (connection complète, chaîne, etc)*
- *Il existe des boucles de rétroaction dans le système (voir définition 1).*
- *Le système est ouvert et est soumis à une influence de l'extérieur, par exemple au travers de flux d'informations*

Étudier et comprendre le fonctionnement des marchés financiers est donc extrêmement difficile : il est impossible de capturer à un instant t l'état de l'ensemble de ses composantes et des relations qui existent entre elles. En effet, même si l'on considère que l'on puisse avoir accès à l'ensemble des désirs des agents (ce qui n'est même pas le cas sur Euronext[1] par exemple), tenir compte de cet unique paramètre n'est pas suffisant : il faudrait pouvoir connaître l'état de tous les acteurs, leurs stratégies d'investissement, les relations qui les unissent et les informations auxquelles ils ont eu accès, ce qui n'est pas envisageable. De plus, comme nous l'avons vu dans la partie précédente, l'informatisation des marchés financiers a permis à l'information et aux désirs des agents de circuler à très grande vitesse, ce qui complexifie encore leur étude.

Pour les étudier, il est donc nécessaire de s'abstraire de leur réalité et d'en faire des modèles, afin de mieux les comprendre en dégageant leurs caractéristiques essentielles.

1.2 Les termes du débat : univers discret vs. univers continu, homogénéité vs. hétérogénéité, intelligence centralisée vs. intelligence distribuée

Nous avons vu précédemment qu'il était nécessaire de disposer de modèles pour mieux comprendre les marchés financiers. Ces modèles sont de différente nature selon que l'on veuille reproduire, comprendre ou analyser les dynamiques du système. Deux classes principales de modèles peuvent être distinguées : les approches top-down, qui sont généralement utilisées pour décrire les propriétés macroscopiques du système, et les approches bottom-up, qui cherchent à modéliser individuellement les entités le composant, généralement pour permettre d'expliquer certains phénomènes macroscopiques à partir de ses propriétés microscopiques. Dans cette partie, nous détaillons ces deux approches, d'abord dans un cadre général, puis dans le cadre de leur application à l'étude des marchés financiers.

[1] Sur EURONEXT, une partie des quantités disponibles à l'achat ou à la vente dans le carnet d'ordres peut être cachée de manière volontaire, afin de ne pas dévoiler sa stratégie d'investissement à l'ensemble du marché

1.2.1 Ce qui distingue une modélisation multi-agents d'une modélisation globale

Modélisations macroscopiques

Bien avant l'avènement des simulations informatiques au milieu des années 80, de nombreux chercheurs ont développé des modèles pour capturer le fonctionnement des systèmes complexes auxquels ils s'intéressaient. Cette modélisation s'est souvent réalisée avec les outils alors à leur disposition, c'est à dire avec des techniques issues des mathématiques ou de la physique.

C'est le cas de Lotka et Volterra ([Volterra, 1931]) qui, au début du siècle, ont proposé un modèle permettant de capturer les dynamiques d'un système biologique dans lequel deux espèces animales interagissent, l'une en tant que proie et l'autre en tant que prédateur. Ce modèle est basé sur 2 équations différentielles, présentées à la figure 1.5 : en fonction des taux de natalité, de mortalité et de prédation de deux espèces, les équations décrivent la manière dont les dynamiques de populations vont fluctuer dans le temps. Ces deux équations illustrent typiquement la philosophie des modèles centrés groupe : à partir de quelques équations simples, il est possible de décrire l'évolution complète d'un système complexe (ici, la biosphère). L'utilisation de ces équations offre de nombreux avantages : comme ce sont des équations continues, il est facile de les résoudre et de trouver d'éventuelles solutions dans les jeux de paramètres qui conduisent à des équilibres, à des cycles ou à des dynamiques catastrophiques (dans cet exemple à l'extinction d'une des deux espèces par exemple). De plus, à partir du moment où les hypothèses utilisées pour construire le modèle sont admises, il est possible d'effectuer de *prouver* des théories. La figure 1.4 présente un exemple de dynamique obtenue avec le modèle de Lotka et Volterra.

Malheureusement, les modèles de ce type sont limités car ils ne proposent qu'une vue macroscopique du système : dans le modèle de Lotka et Volterra, il n'est par exemple pas possible de prendre en compte le fait que les individus des deux espèces sont situés géographiquement. Ce facteur est pourtant extrêmement important : si pour une raison quelconque (migration, phénomène naturel, etc), un grand nombre d'individus de l'espèce prédatrice se retrouve isolé de sa nourriture (l'espèce proie), cette dernière va proliférer alors que la première va décliner progressivement faute de nourriture. Les *événements extrêmes* sont donc difficiles à prendre en compte avec ce type de modèles. De plus, la modélisation réalisée ici est réalisée à l'aide de variables *continues*, ce qui est problématique puisque le sujet modélisé est *discret*. Un grand nombre de dynamiques engendrables grâce à ces équations sont donc totalement irréalistes : en effet, si une des deux populations est réduite à 0.1 individu, il est possible que la population récupère suffisamment d'individus pour subsister dans le système équationnel. Or, dans la réalité, le concept de "0.1 individu" ne peut exister puisqu'un individu ne peut être découpé en fractions. De plus, la population a au minimum besoin d'un individu femelle et d'un individu mâle pour perdurer !

Le deuxième défaut majeur des modèles top-down est leur manque de pouvoir explicatif. En effet, même s'il est possible de reproduire fidèlement les dynamiques macroscopiques d'un système à l'aide d'équations, il est quasiment impossible, à partir d'une dynamique résultante du modèle, d'expliquer *pourquoi* ou *comment* une telle dynamique peut survenir.

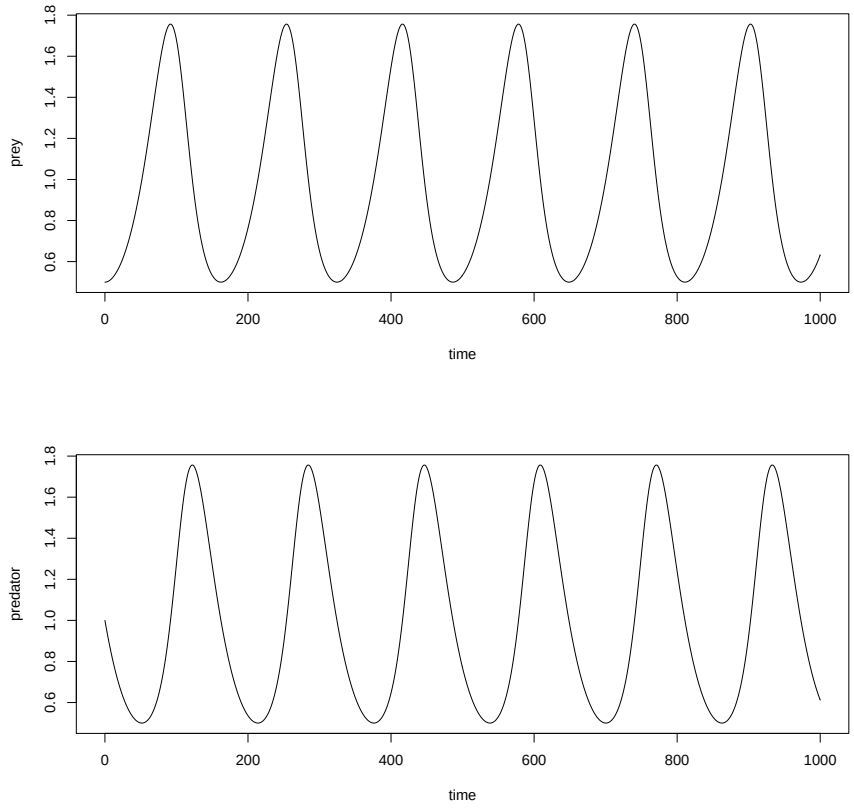

FIG. 1.4 – Exemple de dynamiques de population (pour les proies en partie haute du graphique, et pour les prédateurs en partie basse) obtenues avec le modèle équationnel de Lotka et Volterra.

Dans notre exemple, il est par exemple extrêmement compliqué de comprendre pourquoi, dans certains cas, les populations s'éteignent complètement alors qu'elles disposent a priori de caractéristiques suffisantes pour survivre.

$$\frac{dx}{dt} = x(\alpha - \beta y)$$
$$\frac{dy}{dt} = -y(\gamma - \lambda x)$$

où :

- y est le nombre de prédateurs
- x est le nombre de proie
- t est le temps
- α est le taux de natalité des proies
- β est le taux de prédation
- γ est le taux de mortalité des prédateurs
- λ représente l'impact de la prédation sur l'évolution du nombre de prédateurs

FIG. 1.5 – Système d'équations proposé par Lotka et Volterra pour la modélisation d'une interaction proie/prédateur entre deux espèces animales

Nous avons vu dans cette partie que les approches top-down offrent l'avantage d'être simples et d'être facilement manipulables grâce à des outils mathématiques existants. Cependant, nous avons identifié un grand nombre de limites à ces approches : il n'est pas possible de tenir compte de la manière dont les éléments du système interagissent à une *granularité fine*, ce qui pose des problèmes pour la modélisation de certains phénomènes. De plus l'utilisation d'équations *continues* pose souvent le problème de l'apparition de biais de modélisation puisque le monde est par nature *discret*. De plus, les paramètres des équations n'ayant pas toujours une sémantique évidente dans la réalité, il est souvent difficile de se projeter du modèle vers la réalité pour être à même d'expliquer certains phénomènes que l'on peut observer. Nous allons montrer dans la partie suivante comment ces problèmes peuvent être résolus par des approches de type bottom-up.

Modélisation multi-agents et centrée individus

Nous avons vu précédemment que les modèles top-down ne permettaient pas de prendre en compte les caractéristiques individuelles des acteurs du système modélisé, ni de travailler dans un univers discret, plus proche de la réalité. C'est pourquoi de nombreux chercheurs ont essayé de développer des alternatives aux modèles centrés groupes : les modèles centrés individus [Mathieu et al., 2005]. Cette technique de modélisation, qui a vu son essor avec le développement de l'informatique au début des années 80, se situe dans la lignée de travaux fondateurs comme ceux de Schelling ([Schelling, 1972]) qui, dès les années 70, a proposé de

nombreux modèles centrés individus pour expliquer des phénomènes sociaux, le plus connu étant sans doute son modèle de ségrégation.

Les modèles centrés individus mettent les acteurs du système au coeur du modèle : chaque partie du système est modélisée de manière individuelle, ainsi que ses relations avec les autres entités. Ainsi, ces modèles permettent de s'affranchir d'une des hypothèses les plus contraignantes des modèles centrés groupes : l'homogénéité des propriétés et des comportements des acteurs du système. En effet, en se plaçant au niveau de l'individu, il n'est plus nécessaire de réduire son comportement à celui d'un individu représentatif ou à un comportement moyen : chaque acteur du système dispose de ses propres caractéristiques. Cette granularité fine permet notamment de modéliser des individus particuliers, qui sortent de l'ordinaire ou de la moyenne, afin d'étudier, par exemple, leur influence sur la dynamique globale du système. De plus, il est possible de tenir compte des liens particuliers (géographiques, sociaux, etc) qui unissent certains de ces individus en particulier et ainsi d'étudier plus finement quelles peuvent être les conséquences d'interactions locales entre les individus d'une population sur la dynamique globale d'un système. La modélisation de chaque partie du système permet également de fonctionner avec des variables *discrétisées*, ce qui permet d'éviter les problèmes liés aux variables continues que nous avons évoqués à la section précédente.

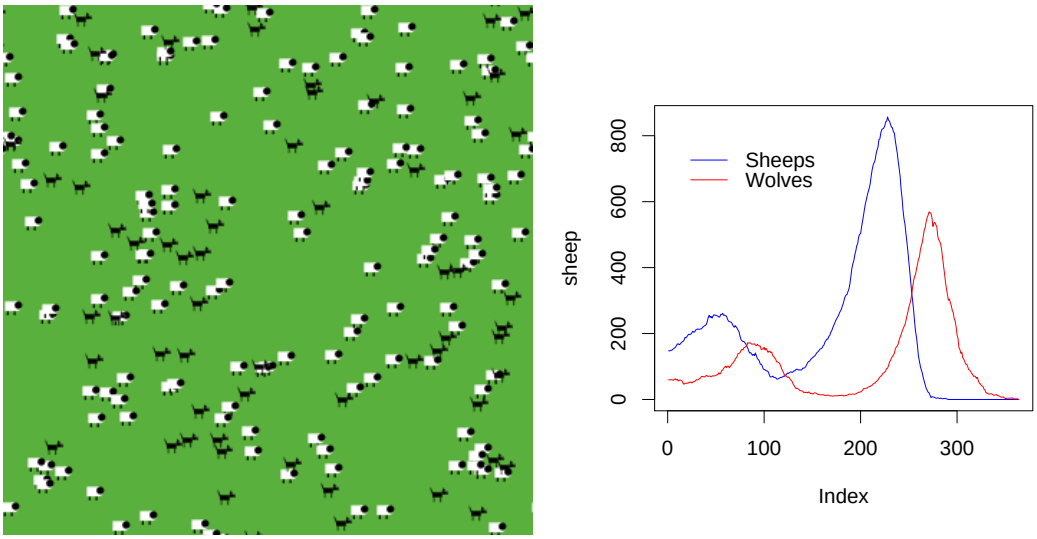

FIG. 1.6 – Exemple de résultat obtenu à partir d'une simulation multi-agents d'un modèle proie-prédateurs (réalisé avec NetLogo [Wilensky, 1999])

La figure 1.6 présente un exemple de modélisation centrée individu d'un système proie-prédateur, identique au problème adressé par Lotka et Volterra. La différence avec le modèle centré groupe présenté précédemment est frappante : ici, chaque individu d'une population dispose de caractéristiques qui lui sont propres (position dans l'environnement, âge, faim). De plus, au niveau des dynamiques engendrées, bien que les conditions initiales de la simulation aient été favorables à chacune des espèces, on s'aperçoit dans la partie droite de la figure que les deux espèces s'éteignent, alors qu'avec les mêmes paramètres, on aurait obtenu un cycle avec le modèle équationnel originel (cf figure 1.4). La raison de cette différence

est qu'ici, le modèle multi-agents est discret et n'autorise pas la remontée des populations lorsque celle-ci a atteint un nombre inférieur à 1.

En quoi le niveau micro influence-t-il le niveau macro ? Comment un phénomène macro peut-il être obtenu par modification du niveau micro ?

Nous avons vu précédemment que les modélisations centrées individus permettent de mieux comprendre le fonctionnement d'un système en prenant en compte chacune de ses parties et des interactions qui existent entre elles. Néanmoins, descendre à une granularité fine pose de nouveaux problèmes : dans certains systèmes, le comportement macroscopique n'est pas directement compréhensible à partir de la somme des comportements de ses parties. Le terme consacré pour désigner cette notion est l'*émergence*. La notion d'*émergence* prête souvent à controverse de par son emploi souvent approximatif dans la littérature. C'est pourquoi nous faisons la distinction entre deux types d'émergence : l'*émergence faible* et l'*émergence forte* (on pourra se référer à [Deguet et al., 2005] pour une discussion approfondie des différentes notions d'émergence).

On parle d'émergence faible quand la détermination du comportement global d'un système est déductible à partir du comportement de ses parties mais que cette déduction n'est pas triviale. Par exemple, en étudiant de manière très fine la structure d'atomes, il est possible de déterminer le résultat d'interactions entre eux (par exemple la formation de molécules) mais ce résultat ne peut être obtenu de manière simple. Pour un observateur extérieur n'ayant pas une connaissance assez fine des composantes du système, le phénomène macroscopique peut alors s'apparenter à de l'émergence bien que cela n'en soit pas au sens fort du terme.

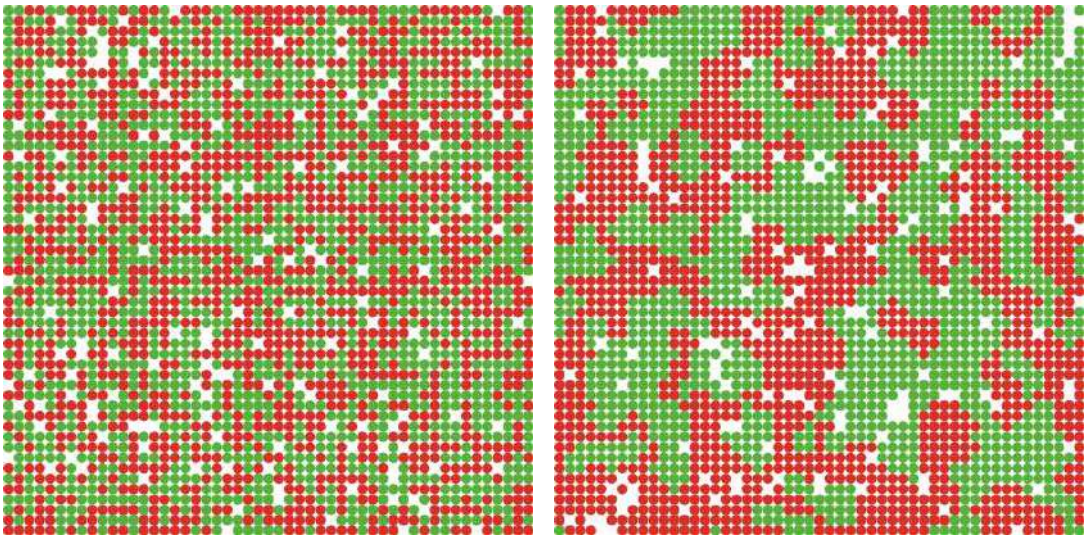

FIG. 1.7 – Illustration du concept d'émergence à travers une simulation de ségrégation sociale basée sur les travaux de T. Schelling

On parle d'émergence forte quand il n'est pas possible de déterminer ce comportement macroscopique à partir de l'étude fine du comportement de ses parties. Pour illustrer cette notion, nous présentons dans la suite un exemple inspiré du modèle de ségrégation de Schelling [Schelling, 1972]. Ce modèle est constitué d'un espace en deux dimensions, divisé en cases. Chaque case est assimilée à un espace habitable par un agent. Chaque agent présent dans le modèle désire habiter sur une de ces cases dans des "conditions acceptables". L'unique règle définissant ces "conditions acceptables" pour un agent est qu'un certain pourcentage de ses voisins doit être du même type que lui, sinon il "déménage", c'est à dire cherche une nouvelle case libre au hasard. En quittant son emplacement, l'agent perturbe donc son voisinage, en modifiant la satisfaction de ses voisins. Il en est de même lorsqu'il arrive sur sa nouvelle case. L'état global du système est donc *a priori* constamment perturbé par ces déménagements successifs d'agents qui engendrent de nouvelles perturbations à chaque itération. Pourtant, comme on peut le voir à la figure 1.7, un état ordonné émerge rapidement dans ce système. Cette figure montre une simulation réalisée avec les règles décrites précédemment, dans laquelle chaque agent désire habiter à côté d'au moins 30% d'agents qui lui sont similaires dans son voisinage de Moore. Il est frappant d'observer que, quelque soit l'état dans lequel est initialisée la grille, on observe un taux de *clustering* (ségrégation) des populations d'agents d'au moins 70%, c'est à dire qu'en moyenne, chaque agent a 70% d'agents de même type que lui dans son voisinage de Moore. On peut parler ici d'émergence forte : à partir de la règle "au moins 30% de voisins identiques", il était impossible de prévoir qu'au niveau macroscopique, cette règle se traduirait par l'émergence de clusters d'agents et que le système atteindrait un niveau stable et ordonné à partir d'un état originel totalement désordonné.

Nous avons illustré dans cette partie un concept important : le comportement global d'un système peut être différent de la somme du comportement de ses parties. Dans l'exemple précédent, il serait par exemple naturel de croire que tous les agents désirent avoir au moins 70% de voisins similaires, puisque c'est ce résultat que l'on observe à partir du fonctionnement global du système. Pourtant, cette théorie est fausse. Par conséquent, il faut prendre garde à ne pas tirer de conclusions hâtives sur le fonctionnement des parties d'un système à partir de la seule observation de son fonctionnement global.

1.2.2 Modèles centrés groupe et finance

Dans cette partie, nous nous intéressons aux applications des théories centrées groupes au domaine des marchés financiers, qui ont été développées pour prédire l'évolution des dynamiques de prix dans le temps. Nous présentons dans une première partie la théorie de l'efficience, développée par Eugène Fama, puis la théorie de la stochasticité des prix, développée par Osborne et Samuelson. Nous concluons par une comparaison entre les résultats proposés par ces théories et des observations empiriques réalisées sur des séries de prix réelles pour montrer leurs limites.

Efficience

De nombreux chercheurs comme [Bachelier, 1900] ont, au cours du XXème siècle, cherché à proposer un modèle de fluctuation des cours boursiers satisfaisant. Le monde de la finance a alors subi une véritable révolution lors de la publication des travaux d'Eugène Fama sur la *théorie de l'efficience des marchés financiers* ([Fama, 1970]), qui est une théorie centrée groupe proposant de décrire ces fluctuations. Dans ses travaux, Fama montre que, dans un marché de taille suffisamment importante, où l'information se répand quasi instantanément, dans lequel les opérateurs ont la capacité cognitive de les interpréter et d'y réagir avec justesse, les prix fluctuent autour du *juste prix*, que certains nomment également *valeur fondamentale*.

Ce "juste prix" est un prix *virtuel* qui intègre l'ensemble des informations passées, présentes et futures concernant un bien. Nous avons évoqué précédemment que détenir un titre donnait le droit de percevoir régulièrement un *dividende*, qui représente une fraction des bénéfices réalisés par la société. Pour connaître le juste prix d'une action, il *suffit* donc de faire la somme des dividendes futurs qu'elle permettra de percevoir. Pour mener ce calcul à bien, il faut évidemment tenir compte du fait qu'un euro perçu dans n années ne vaut pas un euro perçu aujourd'hui, mais $\frac{1}{(1+r)^n}$€où r est le taux d'actualisation adapté[2]. La valeur fondamentale d'un titre se définit donc comme :

$$VF = \sum_{t=1}^{\infty} \frac{d_t}{(1+r)^t} \tag{1.1}$$

dans le cas où on suppose la durée de vie de la société comme infinie.

Dans la théorie de Fama, puisque tous les agents sont rationnels, disposent de capacités cognitives importantes, et connaissent toute l'information concernant un titre à l'instant t, ils sont en mesure de calculer ce juste prix et doivent, puisqu'ils sont rationnels, chercher à réaliser des échanges à ce prix. Il n'est, par conséquent, pas possible de réaliser des performances supérieures à celles des autres acteurs, puisque tous sont en mesure de calculer cette valeur, d'où le terme d'*efficience du marché* : aucun acteur, connaissant la valeur fondamentale du titre, ne peut rationnellement désirer réaliser un échange à un autre prix qu'à cette valeur. Par conséquent, les fluctuations des cours de bourse ne seraient qu'un reflet de la fluctuation des informations disponibles dans le monde, qui seraient intégrées immédiatement et parfaitement dans les séries de prix.

Nous pouvons voir dans la théorie de Fama l'illustration typique d'une théorie centrée groupe en finance : chaque individu dispose des mêmes capacités cognitives, de la même rationalité et d'une symétrie d'accès à l'information. Pourtant, en pratique, ces hypothèses ne sont pas vérifiées : certains investisseurs disposent d'analystes financiers pour les conseiller dans leurs placements, et les aider dans le calcul de l'espérance de gains qu'ils peuvent avoir en investissant leurs capitaux dans tel ou tel titre, alors que d'autres ne disposent pas de ces facilités. Il en va de même pour l'accès à l'information : certains investisseurs sont physiquement présents sur la place de marché et disposent ainsi d'un avantage informationnel,

[2]Certaines théories financières comme le Capital Asset Pricing Model développé entre autres par [Sharpe, 1964], [Lintner, 1965] permettent de calculer ce taux qui est fonction du risque

alors que d'autres investissent leurs capitaux à distance sur la base d'informations imparfaites. De plus, il paraît impossible de calculer le "juste prix" à partir de la formule 1.1 : il faut connaître à l'avance les bénéfices de la société pour mener à bien le calcul, alors que ces bénéfices sont tributaires de l'évolution du monde. Les agents ne peuvent donc réaliser qu'une approximation imparfaite de cette valeur, ce qui est problématique dans l'approche de Fama.

Un monde stochastique ?

Les travaux d'Eugène Fama ont pour objectif d'expliquer pourquoi les prix fluctuent et à quelle valeur les prix sont ancrés. Ils ne permettent cependant pas d'expliquer comment ils fluctuent au sens mathématique du terme : ils semblent fluctuer au hasard, mais il reste à préciser les caractéristiques de ce hasard. A la même époque que Fama, Osborne et Samuelson se sont penchés sur cette question.

Dans leurs travaux [Osborne, 1959], [Samuelson, 1965][3], exposent les faits suivants : si l'on considère un intervalle de temps large (une année par exemple), que sur cet intervalle, les informations produites par le monde sont indépendemment et identiquement distribuées et que leur somme possède une variance finie, alors leur distribution à la limite converge vers celle d'une variable aléatoire gaussienne. Si l'on admet que le "monde" ne contredit pas ces hypothèses, et que les acteurs économiques intègrent parfaitement et immédiatement l'information (donc en admettant la théorie de Fama), alors les variations des cours de bourse sont distribuées selon une loi normale. Ils suivraient donc une *marche au hasard*, qui se définit mathématiquement par :

$$p_t = p_{t-1} + \epsilon_t$$

où ϵ_t est un bruit gaussien de moyenne nulle et de variance σ finie. Cette théorie est la simple application du *théorème de la limite centrale* à la finance, qui stipule que la somme de variables indépendemment et identiquement distribuées convergent vers une loi de probabilité normale unitaire.

Cette théorie macroscopique permettrait donc de reproduire des séries de données possédant les mêmes propriétés que les cours de bourse : il suffirait d'engendrer artificiellement une marche au hasard pour obtenir une série de prix réaliste. Or, cela ne semble pas être le cas, comme cela a été démontré par [Mandelbrot, 1959]. La figure 1.8 présente les évolutions quotidiennes de l'indice Dow-Jones à la clôture du NYSE entre 1928 et 2000 et une marche au hasard simulée possédant les mêmes paramètres de dispersion et la même valeur d'initialisation. Même si l'allure des courbes de prix est fortement similaire (en partie haute du graphique), les rentabilités (en partie basse) sont extrêmement différentes. Les cours de prix sont donc différents d'une marche au hasard et, comme nous le verrons plus en détails par la suite, leurs variations ne semblent pas être distribuées selon une loi normale.

[3] Dès 1900, Louis Bachelier avait formulé les mêmes théories (citeBachelier1900, mais ses travaux n'ont été redécouverts que plus tard

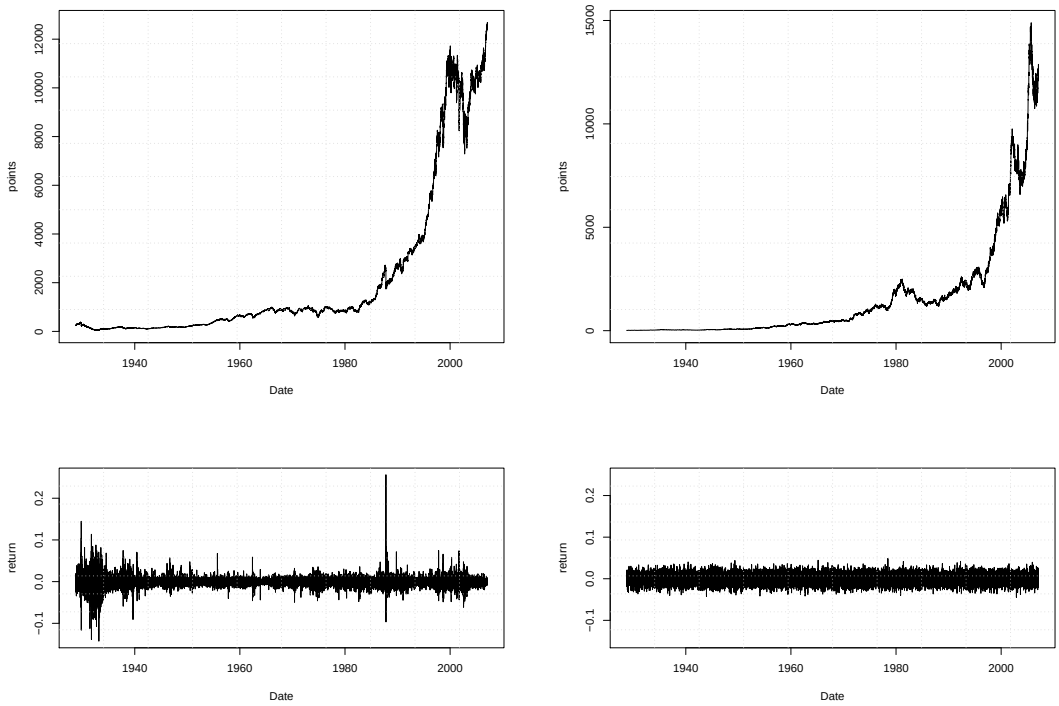

FIG. 1.8 – Fluctuations de l'indice Dow Jones entre 1928 et 2000 (à gauche), comparées aux fluctuations d'une marche au hasard possédant les mêmes propriétés statistiques (à droite)

La figure 1.8 est donc un exemple de constatation empirique sur les séries financières qui contredit les prédictions des théories centrées groupes. De nombreuses autres constatations du même ordre peuvent être faites : on les appelle *anomalies de marché*[4]. Prenons un autre exemple : d'après la théorie de l'efficience, il ne doit pas être possible pour un opérateur donné de réaliser des performances supérieures aux autres opérateurs, puisque tout le monde dispose de la même information et des mêmes capacités cognitive. Pourtant, certaines analyses suggèrent qu'il est possible de "battre le marché" assez simplement : il suffit par exemple, d'acheter des titres au début du mois de janvier et de les revendre à la fin du mois pour réaliser une performance positive. On peut également citer l'effet momentum : il a été remarqué que sur une courte période (inférieure à un an), les titres dont le prix ont le plus augmenté, seront les plus performants sur la période à venir. Il suffit donc d'acheter un ensemble de titres ayant obtenu de bons résultats sur l'année précédente pour réaliser une marge positive à la fin de l'année suivante.

L'ensemble de ces constatations empiriques montre donc les limites de la théorie de l'efficience dans sa formulation statistique élémentaire, de la modélisation des fluctuations boursières comme une marche au hasard et, plus généralement, de l'utilisation des modèles centrés groupes pour analyser le fonctionnement des marchés financiers comme le montre [Mandelbrot and Hudson, 2006]. Devant ces limites, quelques chercheurs en économie, tels que [Kirman, 1993], se sont progressivement tournés vers les modèles centrés individu (que nous étudions dans le chapitre suivant) pour essayer d'expliquer les phénomènes observables sur les marchés financiers. Cette méthodologie est également utilisée dans des domaines voisins des marchés de titres, comme la modélisation des marchés concurrentiels entre firmes [Rejeb, 2005], [Rejeb and Guessoum, 2005] ou la modélisation des marchés de matières premières [Fur, 2005], [Kawagoe and Wada, 2005], [Kiekintveld et al., 2007].

1.3 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons commencé par présenter la notion de marché financier. Nous avons vu qu'un marché est un ensemble de règles permettant à des agents économiques de confronter leurs désirs d'investissement. Nous avons ensuite montré, au travers de trois exemples de marchés financiers, la forme que ces règles peuvent prendre dans la réalité. Cette présentation nous a permis de comprendre en quoi les marchés financiers sont des systèmes complexes, et pourquoi les étudier et comprendre leur fonctionnement est un problème difficile.

Dans une seconde partie, nous avons exposé les deux méthodologies principalement utilisées pour étudier de tels systèmes complexes : les approches centrées groupe et les approches centrées individu. Nous avons présenté chacune de ces méthodologies dans un cadre général, à travers deux exemples concrets, ce qui nous a permis de dégager leurs avantages et leurs inconvénients majeurs.

Dans une troisième partie, nous avons présenté des modèles centrés groupe développés dans le cadre de la finance. Ces modèles, centraux en finance dite *classique*, cherchent à

[4] anormales au regard des théories développées précédemment

capturer la manière dont les prix fluctuent sur les marchés financiers. Nous avons mis en évidence, pour deux de ces modèles (la théorie de l'efficience et le modèle de la stochasticité des prix), que les hypothèses nécessaires à l'élaboration de telles théories centrées groupe sont très fortes, et qu'elles rentrent en contradiction avec les observations empiriques qui peuvent être faites sur les marchés financiers.

Dans le chapitre suivant, nous présentons les modèles centrés individu qui ont été développés en réaction aux limitations des modèles centrés groupe.

Chapitre 2

Les marchés financiers artificiels : des modèles bottom-up pour l'étude des marchés

Avec l'avènement des simulations informatiques au début des années 90, les chercheurs en finance ont vu l'émergence d'un outil leur permettant de passer outre les limitations des théories classiques présentées dans le chapitre précédent. Ces alternatives, centrées individus, reposent sur la modélisation des acteurs du marché comme des agents possédant leur propre identité, leur propre stratégie d'investissement et leurs propres croyances. Ces modèles, nombreux, se différencient principalement par la manière dont les règles qui permettent aux agents de réaliser des échanges sont modélisées, et sur la manière dont les comportements des agents sont définis [Brandouy and Mathieu, 2006].

Dans ce chapitre, nous introduisons tout d'abord la notion de marché financier artificiel à travers une formalisation abstraite du fonctionnement d'un marché. Nous présentons ensuite, suivant cette formalisation, quelques uns des modèles existants pour simuler les règles d'échanges sur les marchés et les stratégies d'investissement les plus fréquemment utilisées pour simuler le comportement des investisseurs. Nous concluons finalement cette partie par une critique de ces modèles en exposant leurs limites.

La grande hétérogénéité des modèles que nous présentons dans la première partie de ce chapitre nous amène dans une seconde partie à nous questionner sur les points communs qui existent entre ces différents modèles. Une fois ces points communs déterminés à partir de la synthèse des propriétés des modèles existants dans la littérature, nous proposons une formalisation du concept de marché financier, permettant d'étudier les différents modèles existant dans un cadre unifié, tant d'un point de vue théorique, que d'un point de vue pratique puisque cette formalisation nous permet de proposer l'architecture d'une plateforme générique de simulation de marchés financiers.

2.1 Formalisation de l'architecture d'un marché

Bien que les marchés financiers soient des systèmes organisés de manière très complexe comme nous avons pu le voir précédemment, il est possible de dégager quelques composantes majeures à partir de leur définition :

> Un marché financier est un système articulé autour de procédures formalisées (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.

Nous pouvons donc identifier trois composantes majeures dans un marché :
- la *structure du marché* : un marché est structuré autour d'un ensemble de règles qui décrivent son fonctionnement et qui régissent les détails des échanges (horaire de cotation, processus d'enchère fixant les prix, existence d'intermédiaires, etc). Cet ensemble de règles est appelé *micro-structure du marché*.
- les *agents économiques* : ils souhaitent investir leur capital monétaire. Autour de ces investisseurs existent bon nombre d'autres agents comme des conseillers, des courtiers, des représentants de société de bourse, des opérateurs en informations, qui peuvent être à la fois sur le marché ou à l'extérieur.
- l'*information* : elle est utilisée par les agents pour prendre leurs décisions et choisir leurs investissements. Elle peut être de deux natures : *endogène*, si elle provient de l'intérieur du marché ou *exogène* si elle provient du monde extérieur à ce marché.

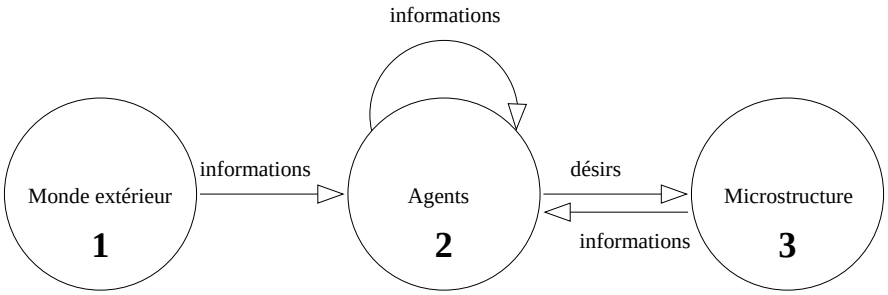

FIG. 2.1 – Architecture générale d'un marché

Cette formalisation du fonctionnement d'un marché est illustrée à la figure 2.1 : les agents économiques qui cherchent à investir sur le marché prennent leurs décisions grâce à des informations exogènes provenant du monde, à des informations endogènes provenant du marché lui-même et à des informations provenant de leurs semblables. Une fois leur décision prise, ils transmettent leur désir de réaliser un échange au marché. Si on analyse maintenant ce modèle en des termes informatiques, on peut remarquer que sur chacune des flèches reliant les modules composant un marché, des données de nature différente peuvent circuler : par exemple, sur certains marchés les agents peuvent exprimer leurs désirs de réaliser un échange en indiquant uniquement qu'ils veulent acheter (peu importe le prix) alors que sur

d'autres, ils peuvent spécifier qu'ils veulent acheter des titres à un certain prix ou jusqu'à un certain prix.

Dans la suite de cette section, nous présentons suivant ce formalisme les différentes manières d'implémenter chacun de ces composants, et la nature des informations qu'ils produisent ou requièrent pour fonctionner. Dans un souci de clarté, nous utilisons la même figure basée sur trois entités représentées par des cercles dans la suite de ce chapitre (comme à la figure 2.1). Cependant, comme tous les marchés artificiels ne proposent pas une implémentation de chacune des entités, nous représentons les liaisons et les entités inexistantes à l'aide de traits pointillés.

2.2 Différents modèles de micro-structure

Le modèle de fixation du prix, ou micro-structure du marché, est le coeur d'un marché artificiel : à partir des désirs d'échanges émis par les agents, il permet la réalisation effective des transactions et la production d'un nouveau prix pour le titre échangé. Sur les marchés réels, il existe de très nombreux modèles d'échange et de fixation du prix comme nous l'avons vu dans la section 1.1.2. Il en est de même pour les marchés artificiels. Nous distinguerons ici les modèles synchrones, qui nécessitent de récolter les souhaits de tous les agents avant la production d'un prix, et les modèles asynchrones qui n'imposent pas de contraintes temporelles aux agents.

2.2.1 Modèles synchrones

Les modèles synchrones sont historiquement les premiers à avoir été utilisés pour réaliser des simulations multi-agents de marchés financiers. Suite aux travaux de Brian Arthur sur le "El Farol Bar Problem" au début des années 90 [Arthur, 1994], plusieurs chercheurs du Santa-Fe Institute se sont penchés sur l'élaboration d'un modèle plus à même de capturer les mécanismes d'échanges propres aux marchés financiers, ce qui a donné naissance au Santa-Fe Artificial Stock Market (SF-ASM). Ces travaux ont ensuite conduit au développement de nombreuses variantes, qui ont enrichi ou au contraire épuré ce modèle de référence, tout en conservant une des principales caractéristiques du modèle : le synchronisme. Il est à noter que le succès de ce modèle est sans nul doute dû à sa simplicité : il est extrêmement aisé à implémenter et à utiliser.

Dans tous les modèles présentés dans cette sous-section, le marché demande simultanément à tous les agents leurs désirs pour calculer le nouveau prix du titre échangé avant de réaliser effectivement les transactions.

Modèle synchrone simple sans market maker

Parmi les modèles synchrones, les modèles les plus simples sont sans nul doute ceux utili-

sant une équation pour calculer, à partir des désirs émis par les agents, le nouveau prix du titre échangé avant de passer par une phase de *clearing* pour réaliser effectivement les transactions entre les agents acheteurs et vendeurs. Le Santa-Fe Artificial Stock Market, évoqué précédemment, appartient à cette classe de modèle. A chaque tour, tous les agents émettent un signal d'achat ou de vente. Ces signaux sont ensuite agrégés par le marché au moyen d'une équation s'appuyant sur la loi de l'offre et de la demande pour mettre à jour le prix : plus un grand nombre d'agents est désireux d'acheter le titre, plus son prix augmente et inversement. Comme le nombre de titres mis en vente ne coïncide pas forcément avec le nombre de titres demandés par des acheteurs, le marché passe par une phase de clearing au cours de laquelle un ratio entre le nombre de titres à la vente/ à l'achat est effectué pour que la demande de chaque agent soit *au minimum* satisfaite en partie. Un nouveau tour d'enchère peut alors débuter.

Dans le SF-ASM ([Palmer et al., 1994]), à chaque instant t, les n agents i émettent un signal $b_{i,t} = 1$ s'ils désirent acheter ou $o_{i,t} = 1$ s'ils désirent vendre. Ces signaux sont ensuite utilisés par le marché pour produire un prix grâce à l'équation suivante :

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

où β est un paramètre qui contrôle l'impact du déséquilibre offre/demande sur le processus de formation du prix.

Chaque agent i est ensuite crédité ou déchargé d'un nombre $h_{i,t}$ de titres suivant le signal émis grâce au processus de clearing suivant :

$$h_{i,t} = \frac{\min(\sum_{i=0}^{n} b_{i,t}, \sum_{i=0}^{n} o_{i,t})}{\sum_{i=0}^{n} b_{i,t}} \times b_{i,t} - \frac{\min(\sum_{i=0}^{n} b_{i,t}, \sum_{i=0}^{n} o_{i,t})}{\sum_{i=0}^{n} o_{i,t}} \times o_{i,t}$$

Un exemple de déroulement d'un tour d'enchère est présenté en détails à la figure 2.2

Ce modèle est très utilisé, et possède de nombreux dérivés (cf [Arthur et al., 1997], [Gulyas et al., 2003], [Ehrentreich, 2003]). Néanmoins, ils conservent tous la même logique : à partir d'une équation qui centralise les décisions des agents, un nouveau prix est calculé pour le titre, puis les échanges entre acheteurs et vendeurs sont réalisés. La formalisation de ce fonctionnement est présentée à la figure 2.3.

Modèle synchrone simple avec market maker

Le modèle du SF-ASM présente le défaut d'utiliser une phase de clearing pour réaliser les transactions entre les agents qui est peu réaliste au regard de la réalité. En effet, dans un marché dirigé par les prix (c'est à dire qui propose un prix d'achat et de vente unique à chaque instant), cette phase de clearing n'existe pas : une entité appelée *market maker* a

Soient 5 agents $a_1, \ldots, a_5$, disposant chacun de n_i titres et de c_i unités monétaires en $t-1$. Le prix de l'action est $p_{t-1} = 18$, calculé à l'itération précédente grâce à l'équation $p_{t-1} = p_{t-2} + 0.5 * (B_{t-1} - O_{t-1}) + \epsilon_{t-1}$.

a_i	$n_{i,t}$	$c_{i,t}$
a_1	5	200
a_2	6	450
a_3	2	700
a_4	3	100
a_5	9	1200

A l'itération t, les agents choisissent de demander ($b_{i,t} > 0$) ou de vendre ($o_{i,t} > 0$) des titres. Dans l'exemple ci-dessus, les agents a_1, a_2 et a_4 choisissent de demander 1 titre tandis que les agents a_3 et a_5 choisissent d'en vendre 1.
Le nouveau prix du titre est calculé : $p_t = 18 + 0.5 * (3 - 2) + (-0.02) = 18.48$. Pour les agents ayant demandé 1 action, on calcule la quantité effective d'actions obtenues :

$$\delta_{i,t} = \frac{2}{3} \times 1 - \frac{2}{2} \times 0 = 0.66$$

et de la même façon la quantité effectivement vendue pour les agents ayant offert une action :

$$\delta_{i,t} = \frac{2}{3} \times 0 - \frac{2}{2} \times 1 = -1$$

. Les quantités n_i et c_i sont ensuite mises à jour en fonction des échanges ayant réellement eu lieu :

a_i	$n_{i,t-1}$	$c_{i,t-1}$	$b_{i,t}$	$o_{i,t}$
a_1	$5 + 0.66 = 5.44$	$200 - 18 = 182$	1	0
a_2	$6 + 0.66 = 6.66$	$450 - 18 = 432$	1	0
a_3	$2 - 1 = 1$	$700 + 18 = 718$	0	1
a_4	$3 + 0.66 = 3.66$	$100 - 18 = 82$	1	0
a_5	$9 - 1 = 8$	$1200 + 18 = 1218$	0	1

Le système est entièrement mis à jour et prêt pour un nouveau tour d'enchère.

FIG. 2.2 – Exemple de déroulement d'une itération dans un modèle synchrone sans market maker (type SF-ASM)

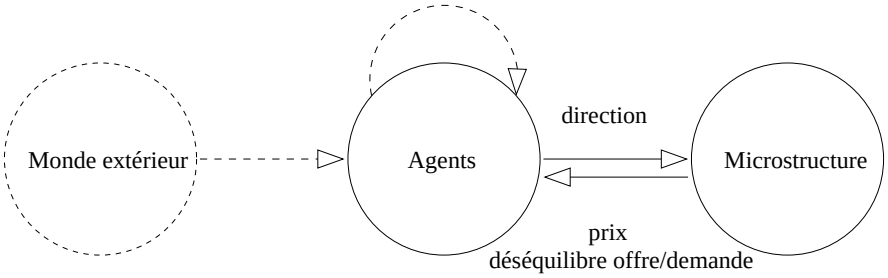

FIG. 2.3 – Architecture générale du Santa-Fe Artificial Stock Market

pour charge d'augmenter la liquidité du marché en se portant acheteur ou vendeur de la différence de titres manquante pour satisfaire l'ensemble des acheteurs/vendeurs. En fournissant de la liquidité au marché, ce market maker prend un risque : s'il se porte contrepartie pour un trop grand nombre de titres mis à la vente, il peut se retrouver bloqué dans une position si jamais il ne trouve pas d'acheteurs pour ses titres. Il compense donc ce risque en ajustant en conséquence les prix auxquels ils se porte acheteur ou vendeur de titres.

Cet aspect des marchés dirigés par les prix (ou des marchés mixtes comme le NYSE) est pris en compte de manière simple dans le modèle artificiel du $-game [Andersen and Sornette, 2003] : le modèle de fixation du prix, similaire à celui utilisé dans le SF-ASM est assimilé à un market maker. A chaque tour, ce market maker vend ou achète l'ensemble des titres mis en balance par les agents. Il calcule ensuite le nouveau prix en agrégeant l'offre et la demande des agents, de la même manière que dans le SF-ASM, mais en tenant en plus compte de sa position actuelle.

Dans le $-game, à chaque pas de temps t, chaque agent i émet un signal $a_{i,t}$. $a_{i,t} = 1$ correspond à un signal d'achat et $a_{i,t} = -1$ correspond à un signal de vente. Le déséquilibre offre/demande A_t est donc calculé facilement en sommant les $a_{i,t}$:

$$A_t = \sum_{i=0}^{n} a_{i,t}$$

La position $S_{M,t}$ du market maker, qui correspond au déséquilibre global offre/demande depuis l'ouverture du marché, est donc donnée par :

$$S_{M,t} = \sum_{i=0}^{t-1} A_i$$

L'équation de mise à jour du prix est donc modifiée par rapport au SF-ASM pour prendre en compte ce déséquilibre :

$$r_t = \log(p_t) - log(p_{t-1}) = \frac{A_t + S_{M,t}}{\beta}$$

où β est un paramètre de force d'impact du déséquilibre offre/demande sur le processus de mise à jour du prix.

L'équation de mise à jour du prix reflète les risques pris par le market maker : si jamais sa position est trop déséquilibrée (par exemple si on a $S_{M,t} >> A_t$, ce qui signifie que le market maker a vendu trop de titres), il va orienter l'évolution du prix à la hausse ou à la baisse pour attirer des contreparties permettant de le dégager de sa position (dans notre exemple, il fera monter le prix pour attirer des vendeurs). S'il est à l'équilibre (i.e. $S_{M,t} = 0$), il n'influence pas la trajectoire du prix.

Un exemple de déroulement d'un tour d'enchère du $-game est présenté en détails à la figure 2.4. L'architecture générale de ce modèle de fixation des prix est complètement similaire à celle du Santa-Fe Artificial Stock Market (cf figure 2.3).

Soient 5 agents $a_1, \ ..., \ a_5$, disposant chacun de n_i titres et de c_i unités monétaires en $t-1$. Le prix de l'action est $p_{t-1} = 18$. Le paramètre est fixé arbitrairement à $\beta = 20$ pour l'exemple. La position du market maker est $S_{M,t} = -7$, ce qui signifie qu'il a vendu 7 titres de plus qu'il n'en a acheté depuis le début de la simulation ($t = 0$).

a_i	$n_{i,t}$	$c_{i,t}$
a_1	5	200
a_2	6	450
a_3	2	700
a_4	3	100
a_5	9	1200

A l'itération t, les agents choisissent de demander ($a_{i,t} = 1$) ou de vendre ($a_{i,t} = -1$) des titres. Dans l'exemple ci-dessus, les agents a_1, a_2 et a_4 choisissent de demander 1 titre tandis que les agents a_3 et a_5 choisissent d'en vendre 1.
L'agrégation des décisions des agents, A_t est donc : $A_t = \sum_i a_{i,t} = 1+1+(-1)+1+(-1) = 1$
Le nouveau prix du titre est calculé : $p_t = 18 + \frac{1+(-7)}{20} = 17.3$.
Tous les désirs émis par les agents sont satisfaits grâce au market maker, leur état devient donc :

a_i	$n_{i,t-1}$	$c_{i,t-1}$	$b_{i,t}$	$o_{i,t}$
a_1	$5+1=6$	$200-18=182$	1	0
a_2	$6+1=7$	$450-18=432$	1	0
a_3	$2-1=1$	$700+18=718$	0	1
a_4	$3+1=4$	$100-18=82$	1	0
a_5	$9-1=8$	$1200+18=1218$	0	1

Le système est entièrement mis à jour et prêt pour un nouveau tour d'enchère.

FIG. 2.4 – Exemple de déroulement d'une itération dans un modèle synchrone avec market maker (type $-game)

Modèle synchrone avec ordres et market marker

Le modèle du $-game présenté précédemment, bien que pouvant être considéré comme plus réaliste que d'autres modèles, souffre d'un défaut majeur : les agents qui jouent sur ce marché artificiel peuvent uniquement transmettre un signal au marché, assimilable à "acheter" ou "vendre". Or, sur la plupart des marchés financiers réels, les agents n'utilisent pas ce mode opératoire pour communiquer avec le marché : ils émettent des ordres. Un ordre est un triplet `{direction, prix, quantité}` qui permet d'exprimer des désirs de la forme "je désire acheter (`direction`) 10 titres (`quantité`) pour un prix maximum de 10$ l'unité (`prix`)".

Prendre en compte cette caractéristique des marchés financiers réels dans un modèle de marché artificiel nécessite une modification important des modèles précédents : si un agent demande n titres pour un prix de x€, le marché ne doit pas lui vendre plus de titres que demandé, ni pour un prix supérieur à sa limite. Cette caractéristique n'étant pas prise en compte dans les modèles précédents, des chercheurs italiens ont développés le *Genoa Artificial Stock Market* ([Raberto et al., 2001], [Raberto et al., 2003]). Ce modèle propose une solution synchrone pour prendre en compte les désirs d'agents exprimés sous forme d'ordres.

A chaque pas de temps, tous les agents sont interrogés simultanément : le marché leur demande d'émettre un ordre de la forme `{direction , prix, quantité}`. Les ordres d'achat sont notés (p_i^a, q_i^a) et ceux de vente (p_i^v, q_i^v). Une fois l'ensemble de ces ordres collectés, le marché entre dans une phase de calcul d'un prix d'équilibre p^* auquel seront réalisés les échanges. p^* est déterminé de manière à maximiser le nombre d'échanges réalisés : Raberto et al. définissent pour cela deux séries conditionnelles f et g données par :

$$f_{t+1}(p) = \sum_{i|p_i^v \geq p} q_i^v$$

$$g_{t+1}(p) = \sum_{i|p_i^a \geq p} q_i^a$$

La suite f est croissante : plus on augmente le prix potentiel du titre, plus il est possible de trouver des agents i désirant vendre une quantité q_i^v de titres. La suite g est décroissante : plus on augmente le prix potentiel du titre, moins il est possible de trouver des agents i désirant acheter une quantité q_i^v de titres à ce prix. Le point d'intersection de ces deux suites est p^* : c'est le prix qui permet de réaliser un maximum d'échanges sur le marché. Comme f et g sont des fonctions par pallier, il se peut que leur intersection soit un segment $[p_1^*, p_2^*]$. Dans ce cas, p^* est déterminé comme étant le milieu de ce segment, c'est à dire $p^* = \frac{p_2^* - p_1^*}{2}$. Si l'intersection entre f et g n'existe pas, l'itération est annulée et aucune transaction n'a lieu.

Une fois p^* calculé, le marché exécute les ordres compatibles avec ce prix : tous les ordres d'achat dont le prix p_i^a est supérieur à p^* sont satisfaits, ainsi que tous les ordres de vente dont le prix p_i^v est inférieur à p^*. Il se peut cependant qu'il manque des titres pour exécuter l'ensemble des ordres compatibles avec p^* : comme les deux séries définies précédemment

sont des séries par pallier, leur point d'intersection peut ne pas être un point commun aux deux séries. Dans ce cas, un market maker intervient pour fournir les titres manquants à l'achat ou à la vente, pour s'affranchir d'un processus de clearing à la SF-ASM. Ce market maker n'influe pas sur le prix contrairement au modèle précédent : il est supposé idéal, c'est à dire qu'il dispose de fonds en monnaie et en titres illimités.

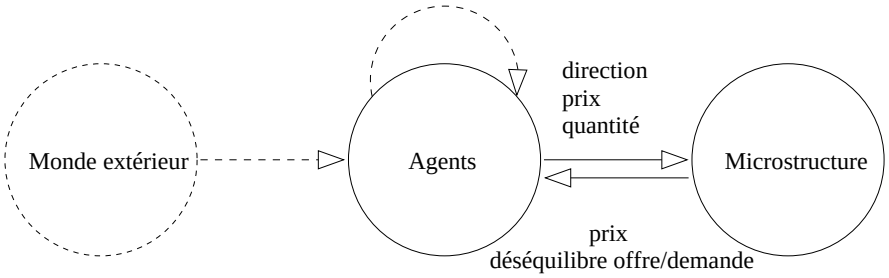

FIG. 2.5 – Architecture générale du Genoa Stock Market

La figure 2.6 illustre un exemple d'itération dans ce type de marché. La figure 2.5 illustre son architecture générale suivant notre formalisme.

2.2.2 Modèles asynchrones

Les modèles présentés précédemment fonctionnent tous de manière synchrone, c'est à dire que les agents expriment tous leurs désirs en même temps, puis qu'un prix est calculé. Cependant, lorsqu'on s'intéresse au fonctionnement des marchés financiers réels, on remarque que la plupart d'entre eux fonctionnent de manière totalement asynchrone : les agents sont libres d'exprimer leurs désirs à n'importe quel moment pendant la période d'ouverture du marché. Pour être plus proche de cette réalité, quelques chercheurs ont récemment essayé d'incorporer cette notion d'asynchronisme dans les modèles de marchés artificiels. Nous présentons ici deux d'entre eux.

Modèle jouet de marché asynchrone

Dès 1996, Bak & al se sont penchés sur la possibilité d'intégrer l'asynchronisme dans un modèle de micro-structure de marché : désireux d'analyser certaines propriétés des dynamiques de prix observables sur les marchés, ils ont développé un modèle jouet de marché asynchrone [Bak et al., 1996].

Dans ce modèle de marché particulier, les agents peuvent détenir au maximum un titre. S'ils en possèdent un, ils sont donc nécessairement vendeurs puisque les règles régissant le marché leur interdisent d'acheter un titre supplémentaire. Symétriquement, s'ils n'en possèdent pas, ils sont acheteurs. Chaque agent affiche en permanence un prix (à l'achat s'il ne possède pas de titre, ou à la vente s'il en possède un). A chaque pas de temps, un agent est tiré au sort : s'il trouve un agent affichant un prix compatible avec le sien, dans une direction

Soient 6 agents a_1, ..., a_6, disposant chacun de n_i titres et de c_i unités monétaires en $t-1$. Le prix de l'action est $p_{t-1} = 4.5$.

a_i	$n_{i,t}$	$c_{i,t}$
a_1	5	200
a_2	6	450
a_3	2	700
a_4	8	100
a_5	9	1200
a_6	12	800

Au début de l'itération t, les agents peuvent émettre des ordres. Ils émettent les ordres suivant :

a_i	direction	prix	quantité
a_1	achat	4	15
a_2	achat	6	5
a_3	achat	7	5
a_4	vente	3	5
a_5	vente	5	10
a_6	vente	7	10

Les séries f et g sont calculées pour permettre de déterminer le prix d'équilibre p^*, situé à leur intersection :

Le prix d'équilibre p^* calculé est donc de 5. Les ordres compatibles avec ce prix sont ceux des agents : a_4 pour les ordres de vente et a_2 et a_3 pour les ordres d'achat. 5 titres sont donc mis à la vente au total pour 10 demandés. Le market maker idéal injecte les 5 titres manquants dans le marché et l'état des agents devient :

a_i	$n_{i,t-1}$	$c_{i,t-1}$
a_1	5	200
a_2	$6+5=11$	$450-5x5=425$
a_3	$2+5=7$	$700-5x5=675$
a_4	$8-5=3$	$100+5x5=125$
a_5	9	1200
a_6	12	800

Le système est entièrement mis à jour et prêt pour un nouveau tour d'enchère.

FIG. 2.6 – Exemple de déroulement d'une itération dans un modèle synchrone avec market

opposée à la sienne, il réalise une transaction avec cet agent, et le prix auquel s'est déroulé la transaction devient le nouveau prix du titre. Les deux agents inversent alors leurs positions, l'acheteur devenant vendeur et inversement. Ce modèle est *jouet* au sens où aucun marché réel ne fonctionne de cette façon : les agents n'ont pas la liberté de vendre ou d'acheter, ni de libertés sur les quantités qu'ils veulent échanger. La figure 2.7 présente un exemple de déroulement d'itération sur ce marché.

Soient 4 agents a_1, a_2, a_3, a_4 disposant chacun de $n_i = 0$ ou 1 titres et de c_i unités monétaires en $t-1$. Ils affichent chacun un prix p_i auquel ils sont prêt à acheter ou à vendre un titre (par exemple, a_1 détient un titre et affiche qu'il est prêt à le céder pour un minimum de 204).

a_i	$n_{i,t}$	$c_{i,t}$	$p_{i,t}$
a_1	1	200	204
a_2	1	450	230
a_3	1	200	225
a_4	0	900	197

L'agent a_4 est tiré au sort et obtient la parole. Il choisit de mettre son prix d'achat à jour (en raison de ses croyances) et se décide à proposer jusqu'à 207 pour un titre. Il observe que l'agent a_1 est prêt à vendre jusqu'à 204 et réalise donc une transaction avec ce dernier. L'état du système devient donc :

a_i	$n_{i,t}$	$c_{i,t}$	$p_{i,t}$
a_1	0	404	
a_2	1	450	230
a_3	1	200	225
a_4	1	696	

Un nouveau tour d'enchère peut alors commencer, de la même façon.

FIG. 2.7 – Exemple de déroulement d'une itération dans le toy model de marché asynchrone de Bak & al

Ce modèle est analyse selon notre formalisme à la figure 2.8.

2.3 Différents modèles d'agents

Pour réaliser des simulations avec les modèles de marché présentés précédemment, de nombreux comportements d'investisseurs ont été développés. Nous présentons dans cette sous-section quelques unes des stratégies les plus représentatives de la littérature. Nous les

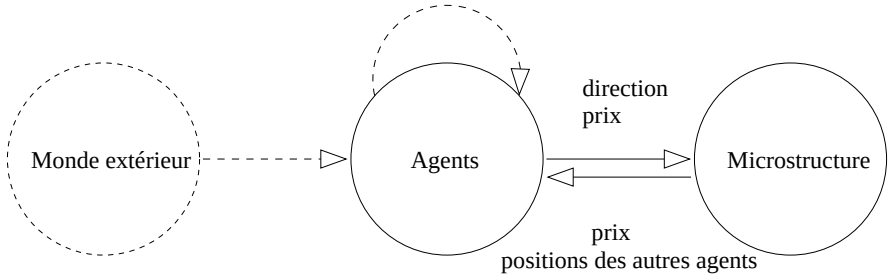

FIG. 2.8 – Architecture générale du toy model de marché asynchrone de Bak et al.

classons en deux catégories : les comportements réactifs, c'est à dire qui ne possèdent pas de capacités cognitives importantes ni de mémoire, et les comportements cognitifs, qui utilisent des mécanismes élaborés pour prendre leurs décisions. Nous les intégrons également dans le formalisme présenté à la figure 2.1.

2.3.1 Agents à capacités cognitives réduites

Agents aléatoires

Un des comportements d'agent le plus simple que l'on puisse imaginer pour investir sur un marché est un agent qui investit ses capitaux aléatoirement. Ils sont généralement appelés *Zero Intelligence Traders* ou ZIT. Dans [Raberto et al., 2003], un exemple d'un tel agent est utilisé pour tester le modèle du Genoa Artificial Stock Market présenté précédemment.

A chaque pas de simulation, chaque agent émet un ordre avec une probabilité p. Si c'est le cas, il tire au sort aléatoirement entre acheter et vendre avec une probabilité de 0.5 :

- s'il est vendeur, il choisit de vendre une fraction des titres qu'il possède tirée au hasard. Il associe cette quantité avec un prix limite, lui aussi tiré au hasard. Comme ce comportement est élaboré pour fonctionner dans un modèle synchrone, l'agent se sert du prix p_t pour calculer son prix limite : $p_l = \frac{p_t}{\mathcal{N}(\mu,\sigma)}$ où $\mathcal{N}$ est une distribution normale de moyenne $\mu = 1.01$ et de déviation standard σ, proportionelle à la volatilité historique du titre.
- s'il est acheteur, il choisit d'investir une partie du cash dont il dispose en t, ce qui détermine la quantité qu'il demande. Le prix limite associé à la quantité est calculé de manière symétrique avec la formule suivante : $p_l = p_t \times N(\mu, \sigma)$.

Ce comportement est analysé suivant notre formalisme à la figure 2.9.

Agents économiques réactifs à seuil d'activation

Dans l'étude de Ghoulmie et al ([Ghoulmie et al., 2004]), les agents investissent sur un marché de type synchrone, en émettant des directions (acheter ou vendre), comme dans le modèle du SF-ASM. Ces agents, pour prendre leurs décisions, analysent un flot d'informations provenant de l'extérieur du marché, modélisé par un signal numérique ϵ_t. Chaque

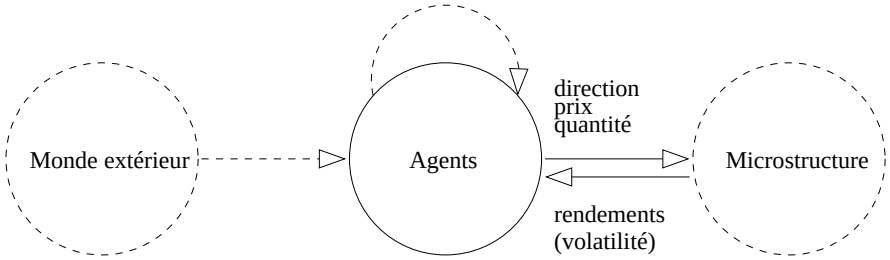

FIG. 2.9 – Fonctionnement général du comportement aléatoire de Raberto et al.

agent dispose d'un seuil d'activation θ_i qui lui est propre. Si la valeur absolue du flot d'informations $|\epsilon_t|$ est supérieure au seuil d'activation, alors l'agent s'active au pas de temps t. Une fois activé, il décide d'acheter ou de vendre selon la règle suivante :

- si $\epsilon_t > \theta_i$, l'agent envoie un signal d'achat
- si $\epsilon_t < -\theta_i$ l'agent envoie un signal de vente

A chaque pas de temps, les agents ont une probabilité s de mettre à jour leur seuil. Si c'est le cas, l'agent règle son seuil sur le plus récent rendement observé : $\theta_i = r_t$. Ghoulmie et al justifient ce choix par des études montrant que les traders utilisent la volatilité récente comme un signal informationnel quand ils placent des ordres.

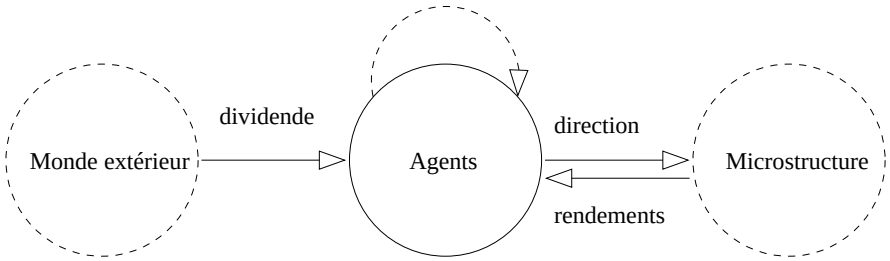

FIG. 2.10 – Fonctionnement général du comportement réactif de Ghoulmie et al.

Ce comportement est résumé selon notre formalisme à la figure 2.10.

2.3.2 Agents cognitifs

Bien que les agents réactifs permettent déjà d'obtenir des dynamiques de prix semblables à celles observables dans la réalité, ils ne sont pas toujours suffisants pour tester des théories venant de finance théorique. Il est par exemple souvent admis qu'il n'est pas possible de tirer d'informations utiles de l'historique des prix passés. Pour tester la validité de cette hypothèse, il est donc possible de développer des comportements inductifs se basant sur ces informations : c'est le cas des agents développés par [Baron et al., 1999]. Il est également possible de tester des théories provenant de finance comportementale : certains supposent qu'il existe des relations sociales entre les investisseurs et que la diffusion des informations dans une population n'est pas symétrique mais est fortement influencée par ces relations. Pour tester leur influence sur les dynamiques de marché, Cincotti et al. [Cincotti et al., 2006] ont développé des comportements d'agents qui subissent l'influence des investisseurs dont

ils sont proches. Nous étudions dans la suite le fonctionnement de ces deux comportements et leur positionnement dans notre formalisme.

Agents inductifs du SF-ASM

Les agents présentés dans [Baron et al., 1999] utilisent un système de règles couplées à un mécanisme d'apprentissage pour déterminer la décision à prendre au tour d'enchère suivant.

Chaque agent dispose d'un ensemble de règles qui sont composées de trois parties : la première décrit un état spécifique du marché (par exemple, *Le prix du titre n'est pas supérieur à 20$ et est supérieur à 10$*), la deuxième partie décrit la décision à prendre lorsque cet état spécifique du marché est vérifié (demander ou offrir un titre, ne rien faire). La dernière partie est la force associée à la règle : plus la décision associée à la règle aurait rapporté d'argent à l'agent, plus cette force est grande.

Tous les agents observent à chaque tour les mêmes propriétés du marché (par exemple $p_t > 10, p_t < 20, p_t - p_{t-1} > 0.1$). Une règle, qui peut être vue comme un ensemble de bits, définit pour chacune de ces propriétés un état qui peut être : `0` (la propriété est fausse), `1` (la propriété est vraie) ou # (la propriété n'est pas considérée). Si l'état courant du marché vérifie la règle, c'est à dire que l'ensemble des propriétés la composant sont vérifiées, la règle est dite activée. Dans notre exemple, pour un état du marché $p_t = 15$, la règle

`11#`

est activée (il est vrai que $p_t > 10$ et il est vrai que $p_t < 20$). La règle

`01#`

sera par contre inhibée (il est faux que $p_t > 10$ est faux).

A chaque tour, chaque agent dégage de son ensemble de règles le sous-ensemble des règles activées pour l'état courant du marché. Il sélectionne ensuite une de ces règles en suivant un tirage au sort par roulette, proportionnel à la force associée à chacune des règles. Cette méthode garantit non seulement une hétérogénéité des comportements mais permet aussi aux règles qui donnent les meilleurs résultats (ont la plus grande force) d'être les plus souvent sélectionnées. L'agent prend ensuite la décision associée à la règle tirée au sort (acheter, vendre ou ne rien faire) puis met à jour la force associée à chacune des règles activées pour le tour d'enchère courant. Si la décision qui leur est associée avait rapporté de l'argent à l'agent, sa force est augmentée, sinon elle est diminuée.

Périodiquement, un algorithme génétique est lancé par chaque agent sur l'ensemble de ses règles pour les faire évoluer. Les bits sont alors assimilés à des gènes et les règles à des chromosomes. Plus une règle a une force importante, plus elle a de chances d'être tirée au

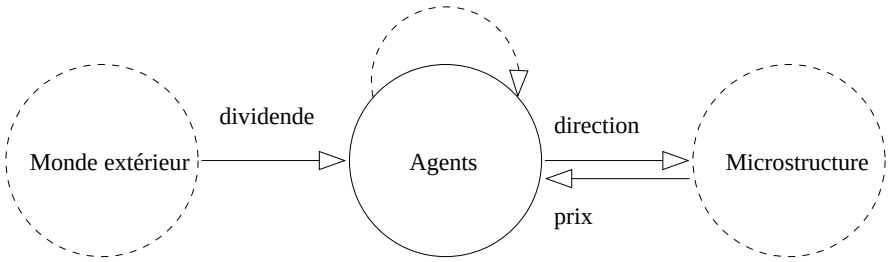

FIG. 2.11 – Fonctionnement général du comportement réactif de LeBaron et al.

sort pour devenir le parent d'une règle de la génération suivante. Les nouvelles règles sont engendrées en utilisant les opérateurs de mutation et de crossover classiques (on pourra se référer à [Fogel, 1995] pour plus de détails sur ces algorithmes).

Le fonctionnement général de ce comportement est présenté selon notre formalisme à la figure 2.11.

Agents sociaux

Pour étudier l'influence que peuvent exercer les relations sociales des agents économiques sur leurs décisions et donc sur les dynamiques de prix, Cincotti et al. ont utilisé le modèle du Genoa Artificial Stock Market, en l'étendant à une version multi-titres. Chaque agent i est connecté arbitrairement à d'autres agents j grâce à un graphe dont les arcs sont pondérés par un nombre $g^k_{i,j}$ représentant l'influence qu'a l'agent i sur l'agent j pour le titre k. Ce graphe est orienté, ce qui signifie que i peut influencer j sans que cela soit réciproque. Ces agents mettent à jour leurs opinions de manière synchrone à chaque pas de temps en prenant en compte :

- leur opinion sur ce titre au pas de temps précédent ($S^k_{i,t}$)
- l'opinion de leur voisinage sur ce titre E : $\sum_{j\in E} g^k_{j,i} S^k_{j,t}$
- le rendement du titre au pas de temps précédent r^k_t
- leur opinion moyenne sur la tendance globale du marché $\sum_k S^k_i$

Cette opinion est mise à jour en fonction de ces paramètres suivant la formule :

$$S_{i,t+1} = \alpha_{1,i} S_{i,t} + \alpha_{2,i} \frac{\sum_{j\in E} g^k_{j,i} S^k_{j,t}}{\sum_{j\in E} g^k_{j,i}} + \alpha_{3,i} r^k_t + \alpha 4, i \frac{\sum_k S^k_i}{K}$$

Le fonctionnement général de ce comportement est présenté selon notre formalisme à la figure 2.13.

Les modèles de marché artificiels que nous avons présentés précédemment, malgré leurs différences, possèdent tous un point commun : ils ne sont pas réalistes, au sens où ils ne reproduisent pas les règles d'échanges utilisées sur les marchés réels (cf section 1.1.2). Cette constatation est dérangeante : comme nous l'avons vu, le but de la finance computationnelle est de proposer une alternative aux modèles centrés groupe afin de mieux comprendre

Soient des agents observant les 4 propriétés du marché suivantes :

n° du bit d'information	propriété
1	$p_t > 10$
2	$p_t < 20$
3	$p_t - p_{t-1} > 0$
4	$p_{t-1} - p_{t-2} > 0$

Soit un agent a disposant des 5 règles suivantes :

	n° du bit d'information					
n° de la règle	1	2	3	4	action	force
1	1	1	#	#	vendre	4
2	#	#	1	1	acheter	10
3	0	0	#	0	acheter	4
4	0	1	1	0	vendre	3
5	#	1	#	1	vendre	6

Si l'état courant du marché est $p_t = 12$, $p_{t-1} = 11$, $p_{t-2} = 10$, les règles 1, 2 et 5 sont activées car elles sont compatibles avec l'état courant du marché. L'agent tire une règle au hasard en fonction de leur force, c'est à dire que la règle 1 a 20% de chance d'être sélectionnée, la règle 2 50% et la règle 3 30%. Si l'agent tire au sort la règle 2, sa décision sera de demander un titre.
Une fois le nouveau prix fixé, l'agent met à jour la force de ses règles en se basant sur leurs performances : si la décision associée aux règles activées était une bonne décision (i.e. lui aurait fait gagner de l'argent en étant appliquée), alors sa force augmente, sinon elle diminue.

FIG. 2.12 – Exemple de fonctionnement du comportement d'un agent inductif (type SF-ASM)

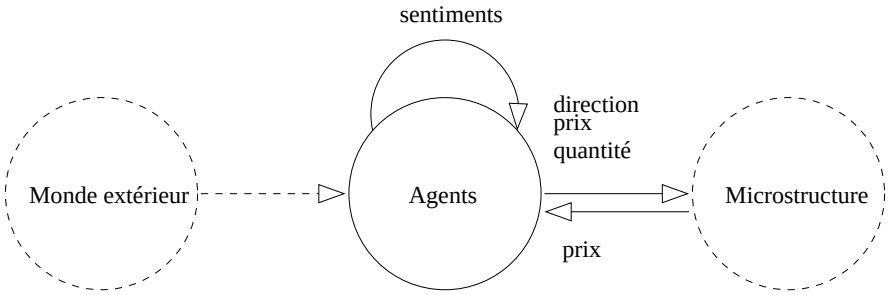

FIG. 2.13 – Fonctionnement général du comportement réactif de Cincotti et al.

les liens qui existent entre les niveaux microscopique (les comportements des investisseurs, les règles d'échange) et macroscopique (les séries de prix). Il semblerait que cet objectif soit quelque peu oublié dans la littérature : en simplifiant à outrance les règles d'échanges du marché, on fait implicitement l'hypothèse que sa micro-structure n'a pas d'influence sur les séries de prix et qu'elles ne sont influencées que par le comportement des agents ou les informations exogènes au marché. De plus, réduire les interactions locales entre les agents à une simple équation pondérant le déséquilibre offre/demande va totalement à l'encontre des principes même de modélisation bottom-up : pourquoi utiliser une loi issue d'une théorie centrée groupe alors qu'il est possible de modéliser de manière réaliste ces interactions ? Il est à noter qu'utiliser une micro-structure différente de la micro-structure réelle peut de plus introduire de nouveaux effets de bord et avoir un impact différent sur les dynamiques de prix, et donc "biaiser" les résultats des simulations.

De plus, l'utilisation de tels modèles de micro-structure implique la plupart du temps de faire interagir les agents de manière synchrone, ce qui n'est pas conforme avec la réalité, dans laquelle les agents sont libres de parler quand ils le souhaitent, de manière totalement désynchronisée. Ce changement de temporalité dans les interactions est important : alors que dans la réalité les agents peuvent observer les désirs des autres agents (dans le carnet d'ordres, présenté dans la section 1.1.2) et ainsi modifier leur stratégie en conséquence, ils sont obligés dans les modèles artificiels synchrones de prendre leurs décisions "à l'aveugle", sans savoir quel désir les autres agents vont exprimer. D'autre part, la manière même dont les agents expriment le désir de faire un échange n'est pas réaliste (sauf dans [Raberto et al., 2001]) : ils doivent dans la plupart des modèles émettre leurs désirs sous la forme d'une simple direction (acheter ou vendre), alors que dans la réalité, ils s'expriment avec un triplet (direction, prix, quantité). Cette simplification implique que, dans certains modèles de micro-structure, les agents ne connaissent pas la quantité de titres qu'ils vont recevoir ou vendre et ne peuvent pas choisir à quel prix ils vont réaliser l'échange puisqu'il est fixé par le marché.

Notre but, dans ce document, étant de comprendre comment certains phénomènes observables au niveau macroscopique (dans les dynamiques de prix) peuvent émerger à partir des constituants microscopiques du marché (micro-structure, agents, informations), l'utilisation des modèles présentés précédemment paraît inappropriée. En effet, le manque de réalisme avec lequel les interactions entre les agents est modélisé implique implicitement que la manière dont cette interaction se déroule dans la réalité n'influence pas la manière dont les prix fluctuent, ce qui est une hypothèse trop forte pour être acceptée sans davantage d'investigation.

2.4 Vers l'élaboration d'une plateforme de simulation générique

A la section 2.1, nous avons présenté notre formalisation du fonctionnement d'un marché, qu'il soit un marché réel ou un marché artificiel. Cette formalisation repose sur trois entités principales : le marché en lui-même, les agents économiques, et le monde extérieur (ce qui est exogène au marché). Nous avons vu au cours du premier chapitre que, dans un marché artificiel, chacune de ces trois entités peut être modélisée de manière différente : la structure

du marché peut être implémentée sous la forme d'une équation ou d'un carnet d'ordres, les agents peuvent être réactifs ou cognitifs, et le monde extérieur peut être modélisé comme un signal numérique. Nous avons identifié que chacune de ces entités communique avec les deux autres en utilisant ou en leur fournissant des informations complètement différentes suivant la manière dont elle est implémentée : certains agents utilisent l'historique des prix passés pour prendre leurs décisions, alors que d'autres utilisent des informations provenant du monde, du marché et des autres agents.

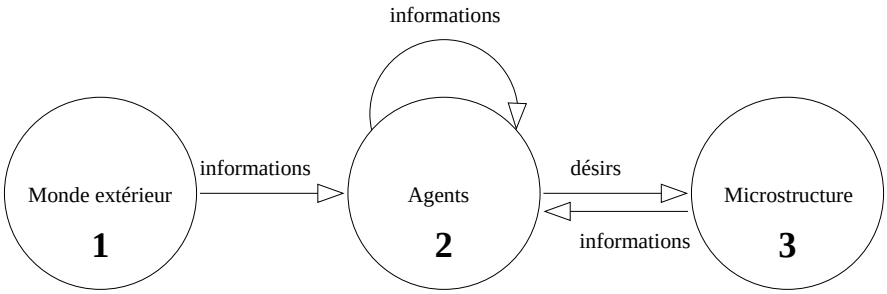

FIG. 2.14 – Architecture générale d'un marché

Cette hétérogénéité d'implémentation empêche donc d'utiliser une entité conçue pour un environnement spécifique (par exemple un agent conçu pour fonctionner avec un modèle de marché équationnel) dans un autre environnement (par exemple, un modèle de microstructure à carnet d'ordres). Ce manque d'unification des différents modèles est génante : en effet, pour pouvoir comparer l'influence d'implémentations différentes d'une de ces entités sur les dynamiques de prix, il faudrait pouvoir les tester dans le même environnement, ce qui n'est pas possible puisque les informations fournies et requises par ces implémentations sont dans la plupart des cas différentes.

Par conséquent, nous proposons dans ce chapitre un formalisme permettant de composer des entités hétérogènes qui n'ont pas été conçues pour interagir ensemble.

2.4.1 Identification des différences d'implémentations

Nous avons présenté dans le premier chapitre les différentes implémentations existantes pour chacune des entités composant un marché artificiel. Nous avons mis en avant, pour chacune d'entre elles, les informations fournies et requises à leur fonctionnement. Dans cette section, nous identifions les différences existant entre les données requises et fournies par chacun de ces modules.

Le marché

L'entité représentant la structure du marché, quelque soit le modèle, est liée à l'entité modélisant les agents de deux manières :

– elle *requiert* les désirs des agents pour pouvoir procéder à des transactions

– elle *fournit* des informations aux agents, qu'ils utilisent pour prendre leurs décisions

D'après les différents modèles que nous avons présentés dans le premier chapitre, les micro-structures nécessitent, selon leur implémentation, que les agents expriment leurs désirs de différentes manières : dans certains cas, une simple direction est suffisante alors que dans d'autres cas l'agent doit s'exprimer sous la forme d'un triplet {direction, prix, quantité}. Cette situation est résumée à la table 2.1.

Article	Description	Désir requis
[Raberto et al., 2001] [Cincotti et al.,] [Marchesi et al., 2000] [Raberto et al., 2003] [Cincotti et al., 2006]	Genoa Artificial Stock Market - version équationelle. Les agents émettent des ordres réalistes, de manière synchrone, puis le marché calcule le prix du titre en calculant l'intersection de la courbe des offres avec celle des demandes.	(direction, prix, quantité)
[Raberto et al., 2005] [Raberto and Cincotti, 2005] [Derveeuw et al., 2007a] [Derveeuw et al., 2007c] [Muchnik and Solomon, 2006]	Marché à carnet d'ordres. Les agents émettent des ordres réalistes, de manière asynchrone, qui sont intégrés par la microstructures du marché dans un carnet d'ordres.	(direction, prix, quantité)
[Palmer et al., 1994] [Baron et al., 1999] [Palmer et al., 1998] [Gulyas et al., 2003] [Giardina and Bouchaud, 2004]	Santa-Fe Artificial Stock Market. Les agents émettent, de manière synchrone, une simple direction, c'est à dire s'ils veulent acheter ou vendre. Le nouveau prix du titre est ensuite calculé grâce à une équation mettant en opposition l'offre et la demande. Dans certaines versions dérivées du modèle originel, une quantité est associée à la direction	(direction) (direction, quantité)
[Andersen and Sornette, 2003]	$-game. Les agents émettent une direction de manière synchrone. Le nouveau prix du titre est calculé grâce à une équation mettant en opposition l'offre, la demande et la position courante du market maker chargé de fournir de la liquidité au marché.	(direction)

suite à la page suivante

suite de la page précédente

Article	Description	Désir requis
[Bak et al., 1996]	Toy model de marché asynchrone. Les agents publient de manière asynchrone un prix auquel ils sont prêts à acheter ou vendre un titre, selon qu'ils en possèdent un ou non. Les échanges se déroulent d'agent à agent.	(direction, prix)

TAB. 2.1 – Synthèse des désirs requis par les différents modèles de marché de la litterature pour fonctionner

Les agents

Nous avons présenté dans le premier chapitre de nombreux comportements d'agents. Tous différent dans leur manière de fonctionner : certains ne nécessitent aucune information pour prendre des décisions (comme les zero intelligence traders), alors que d'autres requièrent des informations très précises (comme le contenu du carnet d'ordres). Cette situation est synthétisée à la table 2.2.

Article	Description	Informations utilisées
[Raberto et al., 2003] [Raberto et al., 2001]	**Agent random**. place un ordre d'achat ou de vente avec une limite égale à $\frac{p_t}{\mathcal{N}(1.01,\sigma)}$ pour un ordre de vente et $p_t * \mathcal{N}(1.01, \sigma)$ pour un ordre d'achat (le .01 est utile pour disposer d'un petit décalage permettant de poster au dessus ou en dessous du prix courant). La quantité est proportionelle au cash/titres de l'agent.	p_t
[Raberto et al., 2003]	**Agent momentum**. L'agent calcule la tendance actuelle du marché grâce à : $D_{t+1,T_i} = \frac{p_t - p_{t-T_i}}{T_i}$ où T_i est une durée fixe tirée au hasard pour chaque agent entre 10 et 50. Si $D > 0$, l'agent émet un ordre d'achat dont la limite est $p_t + D_{t+1,T_i} \times T_i$. Si $D < 0$, l'agent émet un ordre de vente dont le prix limite est $p_t + D_{t+1,T_i} \times T_i$.	p_t

suite à la page suivante

suite de la page précédente

Article	Description	Informations utilisées
[Raberto et al., 2003]	**Agent contrarian**. L'agent calcule la tendance actuelle du marché grâce à : $D_{t+1,T_i} = \frac{p_t - p_{t-T_i}}{T_i}$ où T_i est une durée fixe tirée au hasard pour chaque agent entre 10 et 50. Si $D > 0$, l'agent émet un ordre de vente dont la limite est $p_t + D_{t+1,T_i} \times T_i$. Si $D < 0$, l'agent émet un ordre d'achat dont le prix limite est $p_t + D_{t+1,T_i} \times T_i$.	p_t
[Raberto et al., 2003]	**Agent fondamentaliste**. Chaque agent a la même appréciation p_f de la valeur fondamentale. Si $p_t > p_f$, les agents émettent un ordre de vente avec une limite de prix à p_f. Si $p_t < p_f$ ils émettent un ordre de vente avec un prix limite à p_f	p_t
[Cincotti et al., 2006]	**Agents sociaux**. Les agents sont influencés socialement par leurs voisins et le prix p_{t-1}.	sentiment des voisins p_t, p_{t-1}
[Raberto et al., 2005] [Raberto and Cincotti, 2005] [Derveeuw et al., 2007a]	**Agents random** se basant sur les meilleures limites dans le carnet. Les agents tirent au hasard une direction d et postent un ordre dont la limite est $meilleureLimiteCoteOppose(d) * \delta$ avec δ tiré au hasard dans une distribution (gaussienne par ex) de moyenne 1.	meilleures limites dans le carnet
[Ghoulmie et al., 2004]	**Agent à seuil d'activation**. Chaque agent dispose d'un seuil d'activation subjectif personnel et dynamique $\theta_{i,t}$. Un signal exogène au marché (marche au hasard par ex) ϵ_t leur arrive à chaque itération. Si $\lvert\epsilon_t\rvert \leq \theta_{i,t}$, l'agent reste inactif. Si $\epsilon_t > \theta_{i,t}$, l'agent émet un signal d'achat sinon il vend. Les seuils sont tirés au hasard en début de simulation. Le seuil $\theta_{i,t}$ a une chance d'être mis à jour à chaque tour. Si c'est le cas, l'agent met à jour son seuil avec $\theta_{i,t} = \lvert \ln(\frac{p_t}{p_{t-1}})\rvert$	signal ϵ_t exogène au marché p_t .

suite à la page suivante

suite de la page précédente

Article	Description	Informations utilisées
[Palmer et al., 1994] [Gulyas et al., 2003]	**Agents inductifs avec algorithme génétique**. Chaque agent dispose d'un ensemble de règles mises à jour avec un algorithme génétique. Ces règles, dépendantes du prix courant et d'un signal exogène, donnent à l'agent la décision à prendre en fonction de l'état courant du marché.	p_t d_t (exogène au marché)
[Palmer et al., 1998]	**Agents CARA** (Constant Absolute Risk Aversion). L'agent essaye de calculer la répartition la meilleure entre le cash qui rapporte un taux fixe et les actions en fonction d'une équation d'utilité incorporant la notion de risque. Fonctionne avec des règles comme le comportement précédent. Seule la règle de fitness et le calcul de l'action changent.	p_t et d_t (exogène au marché)
[Giardina and Bouchaud, 2004]	**Agents chartistes/fondamentalistes à mémoire**. Les agents disposent d'une mémoire du signe des dernières variations de prix. Ils disposent de stratégies qui convertissent une mémoire en une action (par ex "75% de variations positives dans la mémoire $\Leftrightarrow$ acheter"). Cependant, plus le prix augmente fortement, plus les agents ont de chances de se transformer en fondamentalistes pour réguler le marché : ils appliquent alors une stratégie fondamentaliste basique (prix > valeur fondamentale $\Rightarrow$ vend et inversement).	p_t valeur fondamentale

suite à la page suivante

		suite de la page précédente
Article	Description	Informations utilisées
[Andersen and Sornette, 2003]	**Agents à règles de décision**. Chaque agent dispose de plusieurs stratégies d'une taille mémoire m fixée, associées à des décisions à prendre (1 pour acheter, -1 pour vendre). Chacune de ces stratégies est associée à un score qui est mis à jour avec une fonction de payoff $g_{i,t+1} = a_{i,t}A_{t+1}$ où $a_{i,t}$ est l'action effectuée par l'agent et A_t le déséquilibre global entre l'offre et la demande	déséquilibre offre/demande

TAB. 2.2 – Synthèse des informations utilisées par les agents pour prendre leurs décisions dans les comportements les plus représentatifs de la litterature

Le temps

Nous avons vu précédemment que la micro-structure du marché et le comportement des agents pouvaient être implémentés de manière très différentes. Il en est de même pour une autre des composantes majeure d'un marché artificiel : le temps. En effet, même si cette composante n'apparaît pas directement dans notre formalisation abstraite d'un marché, elle joue un rôle essentiel dans son fonctionnement : sur les marchés réels, les agents fonctionnent en temps continu, de manière indépendante, et sont donc à même d'agréger en permanence des informations pour prendre leurs décisions, et, si les règles de marché le permettent, de communiquer à tout instant leur désir de faire un échange sur le marché. Dans un marché artificiel, ce mode de fonctionnement doit nécessairement être simulé : les ordinateurs traitant les opérations de manière séquentielle, il est presque impossible de simuler directement le fonctionnement en parallèle de milliers d'agents.

Ce problème, bien que rarement évoqué directement dans la littérature, est pourtant adressé de manière implicite par l'ensemble des travaux reposant sur l'utilisation d'un marché artificiel : pour effectuer des simulations à l'aide d'un modèle, il est indispensable de choisir une politique de gestion du temps. Le marché peut être synchrone, auquel cas les agents sont interrogés simultanément, ou asynchrone. Dans ce dernier cas, de nombreuses politique de gestion du temps peuvent être envisagées : les agents peuvent être interrogés un par un aléatoirement avec remise, sans remise, être interrogés dans un ordre fixé, etc. Le tableau 2.3 présente une synthèse des différentes politiques de gestion du temps trouvées dans la littérature.

Article	Modèle	Gestion du temps
[Palmer et al., 1994] [Baron et al., 1999] [Palmer et al., 1998] [Gulyas et al., 2003]	SF-ASM	synchrone
[Raberto et al., 2001] [Raberto et al., 2003] [Cincotti et al., 2006] [Marchesi et al., 2000]	Genoa ASM	synchrone
[Andersen and Sornette, 2003]	$-game	synchrone
[Bak et al., 1996]	toy model de marché asynchrone	asynchrone, politique exacte d'ordonnancement inconnue
[Muchnik and Solomon, 2006]	NatLab	asynchrone, politique d'ordonnancement avec une simulation du fonctionnement des threads : les agents peuvent s'endormir, programmer leur réveil. Les temps de latence entre l'émission d'un ordre et sa prise en compte par le marché sont également simulés. Repose sur l'élaboration d'une technologie nommée *réseaux de Markov*

TAB. 2.3 – Synthèse des différentes politiques de gestion du temps trouvées dans la littérature

2.4.2 Une plateforme générique

Nous avons identifié précisément dans la section précédente en quoi les entités composant un marché artificiel différent les unes des autres dans la manière dont elles sont implémentées. Pour pouvoir composer librement de telles entités, afin de disposer d'un cadre d'expérimentation unifié, il est nécessaire de *traduire* chacune des informations *fournies* et *requises* par chacun de ces modules pour pouvoir les *composer*. De plus, il est nécessaire de pouvoir mélanger des composants fonctionnant de manière *synchrone* avec des composants prévus pour fonctionner dans un environnement *asynchrone* et inversement.

Nous présentons dans cette section notre solution pour associer ces composants de marché hétérogènes.

Wrappers

Pour pouvoir faire interagir n'importe quel agent avec n'importe quelle structure de marché, nous avons identifié un besoin de traduction entre les agents et le marché, afin que le

marché puisse obtenir les désirs des agents sous une forme qu'il puisse traiter. Il existe également un besoin de traduction symétrique, entre le marché et les agents, afin que les agents puissent obtenir l'ensemble des informations dont ils ont besoin sur le marché, dans une forme compréhensible, pour pouvoir mettre à jour leurs connaissances. Ce mécanisme de traduction doit être exogène aux entités existantes, puisque notre volonté est d'associer des composants de marchés hétérogènes préexistants, sans les modifier. Elle doit donc prendre place à travers de nouvelles entités, dédiées à cette traduction, c'est à dire des *wrappers*. Un premier *wrapper*, que nous appelons `DesireWrapper` est nécessaire pour traduire les désirs de faire des échanges émis par les agents dans une forme compréhensible par le marché. Un second *wrapper*, que nous appelons `InformationWrapper` est dédié à la traduction des informations émises par le marché en des informations compréhensibles par l'agent. Cette situation est résumée à la figure 2.15.

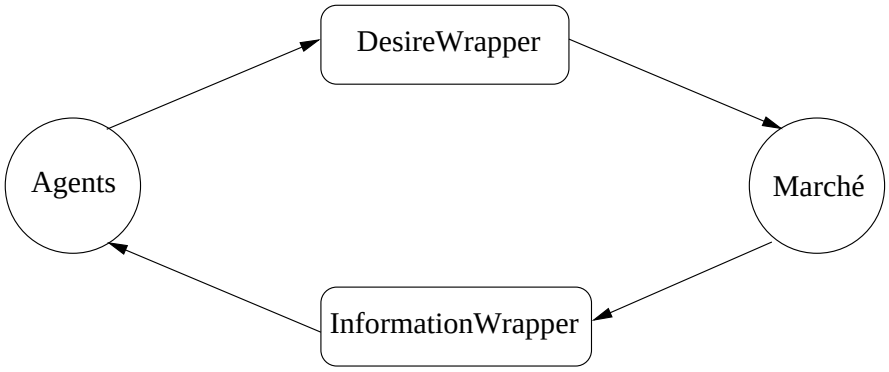

FIG. 2.15 – Mécanisme de traduction entre les agents et le marché

`InformationWrapper`

Dans l'état de l'art, nous avons identifié, parmi les comportements d'agents que nous avons étudiés (cf table 2.2 pour une synthèse des informations utilisées par les agents pour prendre leurs décisions), qu'ils utilisaient *au plus* les informations suivantes :

- le prix de la dernière transaction. Cette information ne pose pas de problème, puisqu'elle est disponible sur tous les marchés, quelle que soit leur organisation structurelle.
- les désirs de faire des échanges émis par les autres agents. Cette information est disponible sur les marchés asynchrones dans le carnet d'ordres, mais est très souvent masquée sur les marchés synchrones. Il est donc nécessaire de développer un mécanisme spécifique pour permettre la publication de cette information dans le dernier cas.
- le déséquilibre courant entre l'offre et la demande. Contrairement à l'information précédente, cette information est disponible dans la plupart des modèles synchrones, mais pas directement dans les modèles asynchrones. Il faut donc développer un mécanisme de traduction spécifique dans ces modèles pour fournir cette information quelque soit le modèle de marché avec lequel l'agent souhaite interagir.

`DesireWrapper`

Dans la figure 2.14, nous avons identifié que les agents émettaient des désirs de réaliser des échanges, interprétés ensuite par le marché. Nous avons identifié dans notre état de l'art que ces désirs pouvaient être exprimés de différentes manières, mais qu'ils sont toujours une composition des trois informations suivantes : une direction, un prix et une quantité. La direction est bien entendu le minimum requis pour émettre un désir valide (émettre un désir de réaliser un échange sans mentionner si c'est un désir de faire un achat ou une vente n'a pas de sens). Les deux autres propriétés sont optionnelles suivant l'agent ou la micro-structure de marché utilisée.

En faisant l'hypothèse que la direction est le minimum requis pour exprimer un désir, et qu'une direction, un prix et une quantité sont suffisant pour exprimer tout autre désir (ce qui a été déduit de notre analyse intensive de la littérature), il devient possible de définir un ensemble complet de traducteurs qui permettent de faire communiquer n'importe quel agent avec n'importe quel modèle de marché. En effet, il suffit de décrire un mécanisme de traduction pour chaque couple de l'ensemble (direction, {prix}, {quantité})x(direction, {prix}, {quantité}) pour adresser l'ensemble des situations de composition possibles. La table 2.4 présente une implémentation possible de cet ensemble complet de traducteur : la plupart des couples de possibilités sont invalidés (en gris dans le tableau), car ils ne respectent pas les hypothèses faites précédemment (ils ne comportent pas au moins une direction).

fourni par agent	requis par marché	transition
(d, p, q)	(d, p, q)	trivial
(d, p, q)	(d, p,)	on ne tient pas compte de la quantité
(d, p, q)	(d, ,)	on ne tient pas compte du prix et de la quantité
(d, p, q)	(d, , q)	on ne tient pas compte du prix posté par l'agent pour le calcul du prix
(d, p, q)	(, p, q)	pas de direction d'un des deux côtés
(d, p, q)	(, , q)	pas de direction d'un des deux côtés
(d, p, q)	(, ,)	pas de direction d'un des deux côtés
(d, p, q)	(, p,)	pas de direction d'un des deux côtés
(d, p,)	(d, p, q)	on met la quantité à 1
(d, p,)	(d, p,)	trivial
(d, p,)	(d, ,)	on ne tient pas compte du prix
(d, p,)	(d, , q)	on ne tient pas compte du prix et on met la quantité à 1
(d, p,)	(, p, q)	pas de direction d'un des deux côtés
(d, p,)	(, , q)	pas de direction d'un des deux côtés

suite à la page suivante

suite de la page précédente

fourni par agent	requis par marché	transition
(d, p,)	(, ,)	pas de direction d'un des deux côtés
(d, p,)	(, p,)	pas de direction d'un des deux côtés
(d, ,)	(d, p, q)	on met la quantité à 1. On estime que l'ordre est un market order, du coup prix actuel du marché
(d, ,)	(d, p,)	On estime que l'ordre est un market order, du coup prix actuel du marché
(d, ,)	(d, ,)	trivial
(d, ,)	(d, , q)	on met la quantité à 1
(d, ,)	(, p, q)	pas de direction d'un des deux côtés
(d, ,)	(, , q)	pas de direction d'un des deux côtés
(d, ,)	(, ,)	pas de direction d'un des deux côtés
(d, ,)	(, p,)	pas de direction d'un des deux côtés
(, ,)	(d, p, q)	pas de direction d'un des deux côtés
(, ,)	(d, p,)	pas de direction d'un des deux côtés
(, ,)	(d, ,)	pas de direction d'un des deux côtés
(, ,)	(d, , q)	pas de direction d'un des deux côtés
(, ,)	(, p, q)	pas de direction d'un des deux côtés
(, ,)	(, , q)	pas de direction d'un des deux côtés
(, ,)	(, ,)	pas de direction d'un des deux côtés
(, ,)	(, p,)	pas de direction d'un des deux côtés
(, p, q)	(d, p, q)	pas de direction d'un des deux côtés
(, p, q)	(d, p,)	pas de direction d'un des deux côtés
(, p, q)	(d, ,)	pas de direction d'un des deux côtés
(, p, q)	(d, , q)	pas de direction d'un des deux côtés
(, p, q)	(, p, q)	pas de direction d'un des deux côtés
(, p, q)	(, , q)	pas de direction d'un des deux côtés
(, p, q)	(, ,)	pas de direction d'un des deux côtés
(, p, q)	(, p,)	pas de direction d'un des deux côtés
(, p,)	(d, p, q)	pas de direction d'un des deux côtés

suite à la page suivante

suite de la page précédente

fourni par agent	requis par marché	transition
(, p,)	(d, p,)	pas de direction d'un des deux côtés
(, p,)	(d, ,)	pas de direction d'un des deux côtés
(, p,)	(d, , q)	pas de direction d'un des deux côtés
(, p,)	(, p, q)	pas de direction d'un des deux côtés
(, p,)	(, , q)	pas de direction d'un des deux côtés
(, p,)	(, ,)	pas de direction d'un des deux côtés
(, p,)	(, p,)	pas de direction d'un des deux côtés
(d, p,)	(d, p, q)	on met la quantité à 1
(d, p,)	(d, p,)	trivial
(d, p,)	(d, ,)	on ne tient pas compte du prix.
(d, p,)	(d, , q)	on ne tient pas compte du prix, quantité à 1.
(d, p,)	(, p, q)	pas de direction d'un des deux côtés
(d, p,)	(, , q)	pas de direction d'un des deux côtés
(d, p,)	(, ,)	pas de direction d'un des deux côtés
(d, p,)	(, p,)	pas de direction d'un des deux côtés
(, , q)	(d, p, q)	pas de direction d'un des deux côtés
(, , q)	(d, p,)	pas de direction d'un des deux côtés
(, , q)	(d, ,)	pas de direction d'un des deux côtés
(, , q)	(d, , q)	pas de direction d'un des deux côtés
(, , q)	(, p, q)	pas de direction d'un des deux côtés
(, , q)	(, , q)	pas de direction d'un des deux côtés
(, , q)	(, ,)	pas de direction d'un des deux côtés
(, , q)	(, p,)	pas de direction d'un des deux côtés

TAB. 2.4 – Implémentation possible d'un mécanisme de traduction complet permettant de faire communiquer n'importe quel comportement d'agent avec n'importe quel modèle de marché

Le problème du temps

Malheureusement, les problèmes de traduction d'informations entre les différents composants ne sont pas les seuls que l'on rencontre lorsque l'on cherche à composer des entités hétérogènes : en effet, nous avons vu précédemment qu'une caractéristique majeure des modèles de marché est que certains fonctionnent de manière *synchrone* et d'autres de manière *asynchrone*. De plus, à l'intérieur de chacune de ces grandes catégories, la gestion du temps

peut être implémentée de différentes manières comme nous l'avons vu précédemment. Ces différences sont problématiques lorsque l'on essaye de composer des composants hétérogènes dans leur gestion du temps : si la stratégie d'un agent est conçue pour fonctionner dans un contexte asynchrone, est-il possible de lui donner un sens dans un contexte synchrone ?

Pour amener une solution à ce problème, nous proposons de séparer la gestion du temps du modèle de marché dans un nouveau module, que nous appelons *moteur de la simulation*. Ce module additionnel est chargé de donner aux agents la possibilité de parler, et de demander au marché de traiter les désirs des agents quand il le faut, suivant le modèle temporel choisi. Par exemple, un moteur de simulation synchrone commencera par donner la parole à tous les agents, puis demandera au marché de calculer le nouveau prix du titre, tandis qu'un moteur asynchrone demandera par exemple à un agent au hasard de parler, puis demandera immédiatement au marché de prendre en compte ce désir.

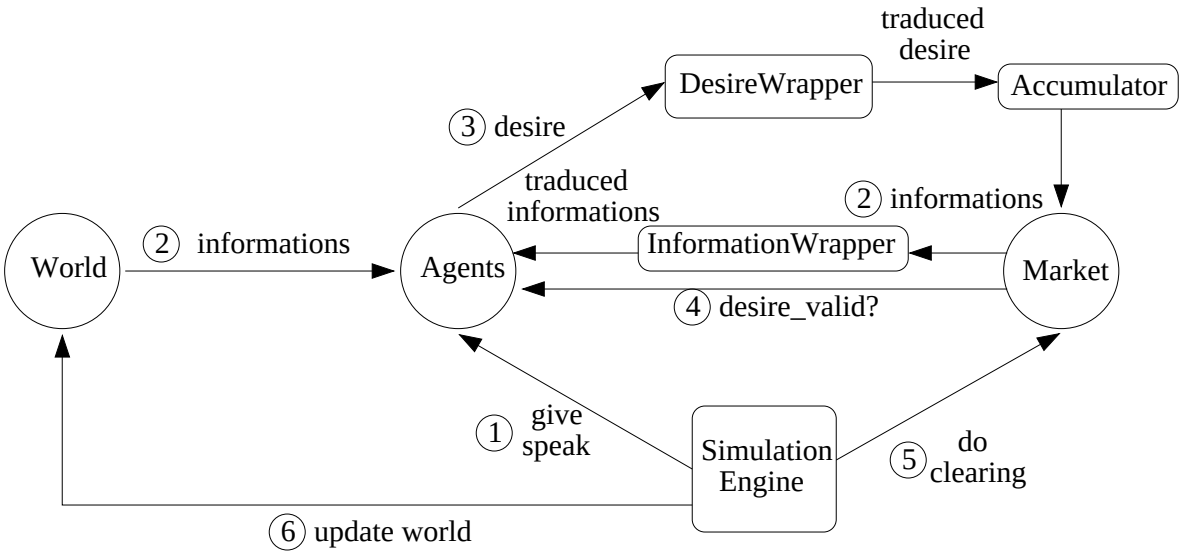

FIG. 2.16 – Fonctionnement de notre architecture de marché

L'ajout de ce module dans notre architecture de marché, ainsi que sont fonctionnement, est présenté à la figure 2.16 :

- *étape 1* : Le moteur de la simulation donne la parole aux agents qui ont le droit de parler selon le modèle de temps en vigueur dans la simulation.
- *étape 2* : Avant de prendre une décision, les agents peuvent demander au marché des informations à propos de son état courant (meilleurs offres, déséquilibre offre/demande, prix du dernier échange, etc). Comme chaque modèle de marché peut exhiber des informations de différentes natures, ces informations sont traitées par le `InformationWrapper` dont nous avons présenté le fonctionnement précédemment. Les agents peuvent également demander au monde extérieur des informations si leur comportement nécessite des informations exogènes au marché.
- *étape 3* : Une fois que les agents ont à leur disposition suffisamment d'informations pour prendre leurs décisions, ils peuvent émettre, s'ils l'ont décidé, leur désir de réa-

liser un échange au marché. Comme nous l'avons vu précédemment, ce désir peut être exprimé de différentes façons : il est par conséquent traité par le `DesireWrapper` avant d'être transmis au marché sous la forme que celui-ci requiert. Ce désir est ensuite stocké dans un accumulateur, qui sert à garder une trace des désirs des agents, spécialement lorsque le marché est de type synchrone.

- *étape 4* : Chaque fois que le marché reçoit le désir d'un agent, il informe immédiatement l'émetteur de sa validité. Cette étape est nécessaire puisque certains marchés requièrent que les agents remplissent certaines conditions pour être autorisés à émettre un ordre.
- *étape 5* : Une fois que le moteur de simulation a donné la parole à tous les agents qui avaient le droit de parler, il notifie le marché de prendre en compte les désirs émis par les agents et de les traiter. Par exemple, si le modèle de marché est basé sur un carnet d'ordres, cette étape signifie "insérer les ordres reçus dans le carnet" alors que dans un marché basé sur une équation, elle signifie "entrer dans une phase de clearing et calculer le nouveau prix du titre".
- *étape 6* : le moteur de simulation notifie le modèle du monde qu'il peut se mettre à jour.

Implémentation de notre modèle

Le modèle d'implémentation que nous avons proposé précédemment a donné lieu à une implémentation concrète, sous la forme d'une plateforme de simulation de marché réalisée en langage Java[5].

Pourquoi une plateforme dédiée en Java ?

Comme notre modèle d'implémentation repose sur une séparation des rôles joués par les différents composants d'un marché artificiel, nous avons besoin d'un langage permettant de séparer clairement ces rôles au niveau du code de la plateforme. L'une des approches les plus courantes en informatique pour atteindre ce but est d'utiliser des langages *orientés objets*, qui permettent de définir des briques logicielles distinctes représentant chacune un concept, une idée ou une entité. Cette nécessité de séparer les entités composant un modèle de marché est d'autant plus justifiée dans notre cas que chacune de nos entités (marché, agents, moteur d'informations et moteur de la simulation) est un *concept abstrait* pouvant donner lieu à des *implémentations* différentes. Ce paradigme est à la base même des langages objets, qui fournissent tous les outils nécessaires pour concrétiser ce concept grâce aux notions d'*héritage* et de *polymorphisme*. Ce pouvoir d'abstraction n'est pas permis par les langages comme Netlogo ou StarLogo, ce qui explique que nous ne les avons pas utilisé.

De plus, pour faciliter la tâche des programmeurs utilisant notre plateforme, nous voulons que les mécanismes de traduction entre les différentes entités soit automatique, c'est à dire que les wrappers nécessaires à la communication entre deux implémentations de modules du marché soient séléctionnés automatiquement. Cette phase de sélection implique

[5]Pour les détails concernant le téléchargement et l'utilisation de notre plateforme, on pourra se référer à l'annexe B

de pouvoir manipuler et interroger des objets dont le code est inconnu au moment de la création de la plateforme, et donc d'utiliser un langage permettant la *réfléxivité*[6].

De par la spécification de notre modèle d'implémentation, nous devons donc disposer d'un langage *objet* et *réfléxif*. Soucieux de pouvoir diffuser notre plateforme au plus grand nombre, nous devions également choisir un langage multi-plateforme et multi-architectures. Le grand nombre de contraintes imposées par ces règles nous a donc amené à utiliser le langage Java, qui les satisfait toutes et qui possède l'avantage supplémentaire d'être maîtrisé par la plupart des programmeurs.

Il existe plusieurs plateformes dédiées aux simulations multi-agents écrites en Java comme Madkit [Gutknecht and Ferber, 2000] ou RePast. Cependant, ces plateformes présentent l'inconvénient de fournir un ensemble d'outils intégrés dont l'implémentation est souvent mal détaillée mais qu'il faut utiliser pour intégrer son programme à la plateforme de simulation. Or certaines des entités de notre modèle, comme le moteur de simulation (le *scheduler*), ont un impact critique sur le résultat des simulations : il faut pouvoir en maîtriser complètement l'implémentation sous peine de biaiser les résultats expérimentaux, ce qui n'est généralement pas possible dans les plateformes existantes. De plus, ces plateformes sont fournies avec une couche graphique pour permettre d'afficher et d'observer les simulations en temps réel. Cette fonctionnalité présente de nombreux attraits pour les simulations situées (c'est à dire dans lesquelles les agents sont géographiquement positionnés et évoluent dans un environnement matérialisé), mais n'en présente que peu dans le cas de la simulation de marchés financiers, puisque les sorties de la simulation ne se font que sous la forme de signaux numériques.

Pour maîtriser complètement l'implémentation des différents constituants de notre plateforme et éviter une surcharge inutile de notre application avec des composants graphiques, nous avons donc choisi de développer notre propre plateforme de simulation, dédiée à la simulation de marché financiers.

Diagramme UML de notre plateforme

La figure 2.17 présente une version simplifiée du schéma UML de notre plateforme dans laquelle sont implémentées les fonctionnalités présentées précédemment, et qui illustre la séparation existant entre les différentes implémentations des entités composant un marché artificiel.

Comme nous l'avons vu dans la section précédente lorsque nous avons présenté notre modèle d'implémentation, les agents économiques émettent leurs désirs de faire un échange de différentes façons. Dans notre plateforme, un désir est représenté par l'interface `Desire`. Chaque type de désir contient des informations qui lui sont propres, comme le prix auquel l'agent souhaite réaliser un échange ou la quantité qu'il veut échanger. Pour permettre la communication de n'importe quel agent avec n'importe quel modèle de marché, ces désirs doivent être traduits avec un mécanisme semblable à celui présenté à la table 2.4. Ce mécanisme est implémenté au sein de notre plateforme dans la classe `DesireWrapper` : à chaque

[6]En informatique, la réfléxivité est la capacité d'un langage ou d'un programme à pouvoir se manipuler lui-même

couple de désirs (d_1, d_2) est associé un wrapper effectuant la traduction de d_1 en d_2, qui est stocké dans la table de hashage `desireWrappers` de la classe `DesireWrapper`.

Un agent est défini par la classe abstraite `Agent`. Chaque agent dispose d'une méthode `act()`, qui est appelée chaque fois que la parole est donnée à l'agent. Une classe `Agent` doit obligatoirement fournir la manière dont il exprime ses désirs de faire un échange via la méthode `getDesireInterface`, qui est utilisée pour sélectionner les wrappers nécessaires à la communication avec le marché, comme présenté précédemment. Cette communication avec le marché s'effectue via le `DesireWrapper marketCommunicator`, qui permet à l'agent d'émettre des désirs vers le marché ou de récupérer des informations sur celui-ci.

Un modèle de marché est défini par la classe abstraite `Market`. Chaque marché dispose d'une méthode `recordAgentDesire`, qui est appelée par le moteur de la simulation chaque fois que le désir de faire un échange exprimé par un agent doit être pris en compte. Dans le cas d'un marché à carnet d'ordres, cette méthode insérera par exemple l'ordre de l'agent dans le carnet, alors que dans un marché synchrone, elle le stockera en attendant que tous les agents aient émis leurs désirs et qu'un prix puisse être calculé. La méthode `doClearing` est appelée par le moteur de la simulation à chaque fin de cycle dans un marché : dans le cas d'un marché synchrone, cette méthode est appelée une fois que tous les agents ont parlé, et permet de calculer le nouveau prix du titre, alors que dans un marché asynchrone, elle aura pour effet d'executer les ordres pouvant l'être. De la même manière qu'un agent, un modèle de marché doit fournir l'interface qu'il utilise pour communiquer via la méthode `getDesireInterface`, qui permet au moteur de traduction de sélectionner les wrappers nécessaires à la communication entre le marché et les agents.

Un moteur de simulation est défini par la classe abstraite `SimulationEngine`. La méthode `init` de cette classe permet d'initialiser une simulation, c'est à dire de sélectionner, pour chaque modèle d'agent, les `DesireWrapper` leur permettant de communiquer avec le modèle de marché utilisé. Ce mécanisme est illustré dans le cadre en bas à gauche de la figure 2.17. La méthode `run` est la méthode appelée pour exécuter une simulation : elle contient le code permettant de définir une politique d'ordonnancement. Dans le cas d'une simulation synchrone, cette méthode pourra par exemple interroger l'ensemble des agents dans un ordre aléatoire puis appeler la méthode `doClearing` du marché afin qu'il prenne en compte les décisions des agents. Dans le cas d'un marché asynchrone, elle interrogera au contraire un seul agent avant de demander au marché de prendre en compte le désir éventuellement émis par cet agent.

Limitations

Bien que notre architecture générique de marché artificiel soit implémentée au sein de la plateforme que nous utilisons pour réaliser nos expérimentations, il subsiste quelques limites dues à la grande hétérogénéité des modèles que nous essayons de composer entre eux.

Par exemple, dans certains cas, notre `InformationWrapper` doit être capable de traduire une information exprimée sous la forme d'un simple prix (par exemple si le modèle

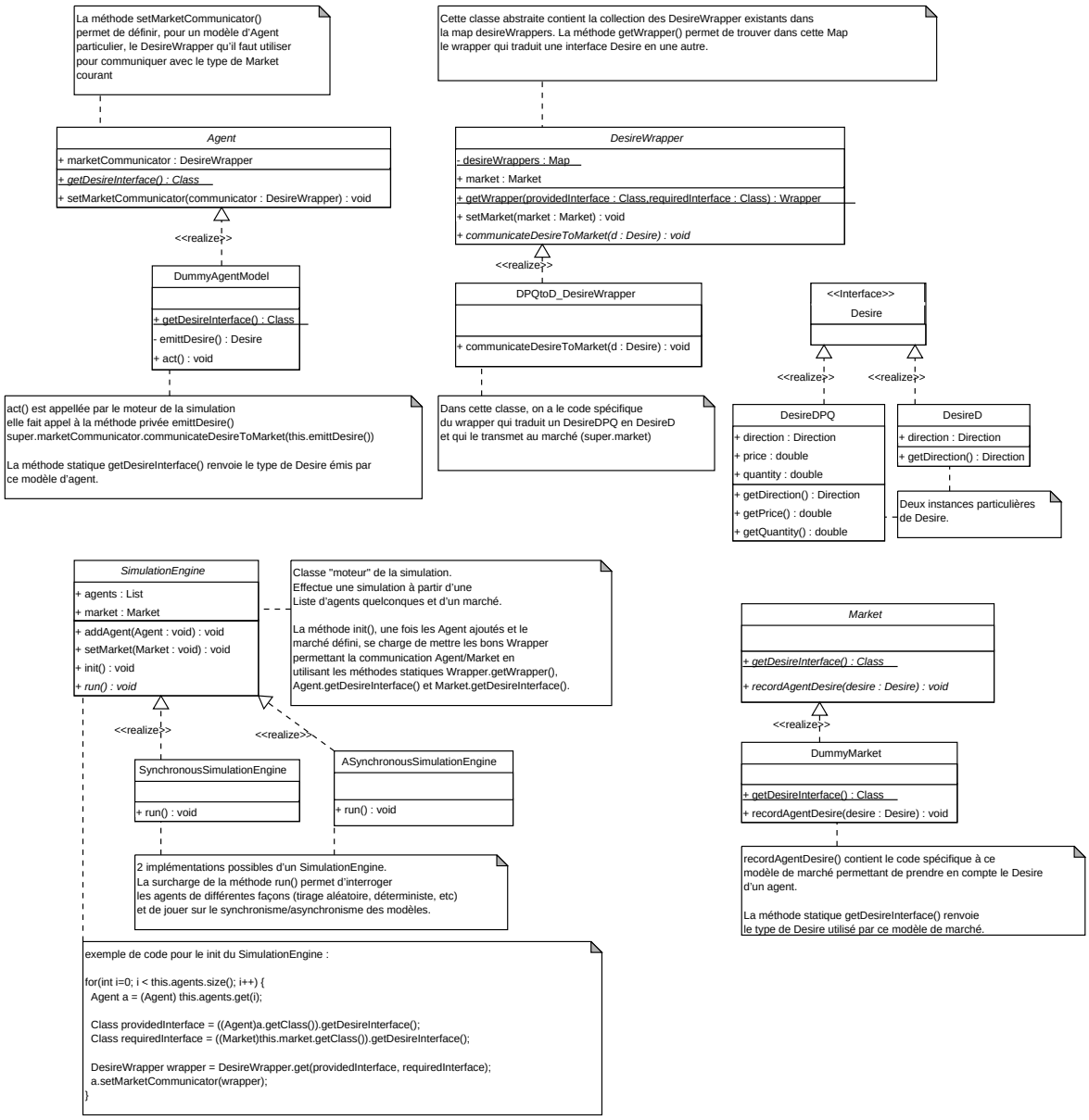

FIG. 2.17 – Schéma UML de notre plateforme de simulation

de marché est du type SF-ASM) en une information exprimée sous la forme de positions d'agents (si le comportement d'agent a par exemple une stratégie d'investissement basée sur l'observation d'un carnet d'ordres). Même si dans ce cas particulier, les positions des autres agents pourraient être assimilées à "acheter au prix courant du marché", l'impact de telles traductions sur les performances de la stratégie de l'agent reste à évaluer. La même remarque peut être faire sur la composition d'agents conçus pour fonctionner dans un environnement asynchrone lorsqu'ils sont composés avec des marchés synchrones.

Par conséquent, notre architecture générique doit encore être améliorée et validée avec un grand nombre d'expérimentations, pour être sûr que les mécanismes de traduction que nous utilisons ne biaisent pas les résultats de simulation.

Cependant, notre architecture générique peut être vue comme un formalisme permettant de décrire le fonctionnement de n'importe quel marché artificiel dans un même cadre formel, ce qui est un premier pas pour pouvoir les comparer de manière efficace. D'un point de vue fonctionnel, ce formalisme nous a permis de développer une plateforme de simulation de marché ouverte, dans laquelle est implémentée l'ensemble des mécanismes présentés précédemment. Elle permet donc de composer la plupart des comportements d'agents existants dans la littérature avec la plupart des modèles de marché de manière automatique, même si nous ne pouvons pour l'instant garantir l'impact des mécanismes mis en place sur certaines compositions particulières.

2.4.3 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons commencé par proposer notre formalisation du fonctionnement d'un marché, qui repose sur son découpage en trois parties distinctes : le marché, les agents et le monde extérieur. Cette formalisation nous a ensuite permis de présenter les différentes implémentations existantes de chacune de ces parties sous une forme unifiée. Nous avons identifié que, bien que chacune de ces implémentations remplisse les mêmes fonctions au sein d'un modèle, elles nécessitent des données différentes pour pouvoir fonctionner. Une implémentation de microstructure peut par exemple nécessiter que les agents émettent des ordres limites, alors que certaines implémentations d'agents n'émettent que des quantités désirées à l'achat ou à la vente.

L'identification et la synthèse de ces différences nous a conduit à élaborer un modèle global et générique du fonctionnement d'un marché artificiel. Cette architecture, articulée autour d'entités dédiées à la traduction des informations fournies et requises par les composantes du marché, les wrappers, autorise la composition de modèles d'agents et de marché hétérogènes. Cette architecture permet ainsi de comparer l'effet de la modification d'un module donné sur la dynamique globale du système, en conservant un cadre expérimental identique. Il existe cependant quelques limitations inhérentes à cette approche : en ayant la volonté de pouvoir composer n'importe quel modèle de marché avec n'importe quel modèle d'agent, il se peut que des biais de traductions apparaissent. Notre architecture générique doit donc être utilisée avec prudence, puisque nous ne disposons pas de la preuve formelle, sinon l'illustration empirique, que les traductions que nous opérons entre les différents modules soient sans effet sur la dynamique globale du système. Néanmoins, cette architecture

générique peut être utilisée pour décrire le fonctionnement de tout marché artificiel dans son ensemble, et facilitera ainsi sa compréhension et les comparaisons avec d'autres modèles.

Dans le chapitre suivant, nous présentons un modèle de marché différent de ceux présentés dans ce chapitre, que nous avons développé pour permettre l'étude des dynamiques de prix à l'intérieur d'une journée de quotation.

Chapitre 3

Modélisation de dynamiques de prix à l'échelle intra-journalière

> *« « [...] Voilà qui permet de comprendre ce fameux principe d'économie, passé à la postérité sous le nom de « rasoir d'Ockham ». « Il ne faut jamais poser une pluralité sans y être contraint par la nécessité » ou comme on l'énonce souvent : « il ne faut pas multiplier les êtres sans nécessité ». C'est en vertu de ce principe qu'Ockham pourchasse dans les moindres recoins de la philosophie et de la théologie les pseudo-essences et pseudo-causes que ses prédécesseurs avaient inutilement multipliées. » »*
> Lucien Jerphagnon, Histoire des grandes philosophies

Les marchés financiers, bien que largement étudiés depuis le début du XXème siècle, restent sources de nombreux phénomènes inexpliqués. C'est le cas des *faits stylisés*, ces propriétés statistiques singulières des dynamiques de prix, partagées par tous les titres quel que soit le marché où ils sont échangés. Bien que des modèles permettant de les reproduire ou de les identifier aient été développés, leur origine reste largement inexpliquée. Cette absence d'explication satisfaisante à leur existence est problématique : certaines de ces propriétés statistiques remettent en cause des fondements théoriques de la finance jusqu'à présent admis.

Savoir identifier l'origine de ces faits stylisés est donc un enjeu majeur, tant pour les théoriciens que pour les praticiens. D'un point de vue théorique, la compréhension de ces phénomènes permettrait de développer des modèles des dynamiques de prix davantage en phase avec la réalité, qui captureraient l'ensemble des propriétés des cours de bourse. D'un point de vue pratique, les instances de régulation des marchés comme l'Autorité des Marchés Financiers (AMF) et les sociétés de bourse telles NYSE-Euronext pourraient, grâce à une meilleure compréhension de l'origine de ces phénomènes, instaurer de nouvelles règles permettant d'augmenter l'efficience des marchés et de limiter les effets de bord indésirables liés à l'organisation des places.

Dans ce chapitre, nous proposons d'abord un modèle de marché adapté à la simulation des dynamiques de prix à l'intérieur d'une journée de cotation. Ce modèle tient compte

des interactions locales qui existent entre les agents économiques lorsqu'ils procèdent à des échanges et de la temporalité asynchrone de ces interactions. Nous proposons ensuite un protocole expérimental basé sur des simulations, visant à proposer une hypothèse quand à l'origine des faits stylisés. Cette démarche est basée sur une complexification progressive de notre marché artificiel : nous commençons par réaliser des simulations avec des agents simples, n'utilisant aucune information pour prendre leurs décisions. Nous intégrons ensuite des flux informationnels dans ce système, d'abord exogènes puis endogènes, afin d'étudier leur influence sur l'émergence des faits stylisés dans les dynamiques de prix.

Après un tour d'horizon des faits stylisés dans une première section, nous présentons en détails notre modèle réaliste de marché asynchrone. Nous détaillons ensuite notre protocole expérimental, et commentons pour finir les résultats obtenus au cours de nos expérimentations.

3.1 Tour d'horizon des faits stylisés

Lorsque l'on étudie à l'aide d'outils statistiques les séries de prix à l'intérieur d'une journée de cotation, un certain nombre de propriétés remarquables sont identifiables : elles sont généralement appelées *faits stylisés*. Ces propriétés sont si particulières qu'elles permettent de distinguer une série de prix de toute autre série de nombres. Leur origine est pourtant mal expliquée : certains chercheurs en finance y voient un effet de bord causé par la microstructure du marché, d'autres l'influence des comportements des investisseurs.

Nous exposons dans une première partie les difficultés que l'on rencontre lorsqu'on cherche à expliquer leur origine, puis nous montrons dans une seconde partie quelques exemples de faits stylisés les plus communément identifiés sur les marchés.

3.1.1 Les faits stylisés : des propriétés aux implications à la fois théoriques et pratiques

Les faits stylisés se vérifient d'une façon très générale sur de très nombreux marchés (NYSE, Euronext, etc) pour des catégories de produits très divers (actions, taux, devises, etc) sur des périodes de temps très différentes. Ce sont en quelque sorte les *invariants* du monde financier. Bien que l'existence de ces phénomènes soit reconnue depuis longtemps, aucune théorie n'explique de manière satisfaisante leur origine : il existe seulement des modèles capables de les *reproduire* ou de les *identifier*.

Pourtant, leur compréhension est un enjeu important. En effet, leur seule existence remet en cause certaines des théories fondatrices de la finance moderne. Par exemple, le fait que les valeurs absolues des rendements soient autocorréllés remet en cause les théories classiques comme celles que nous avons présentées en 1.2.2 : les rendements des cours ne sont pas *indépendemment* et *identiquement* distribués comme le prédit la théorie mais présentent des dépendances temporelles. Même si aucune technique permettant d'exploiter ces régularités n'est publiquement connue à ce jour, leur simple existence remet en cause la théorie de

l'efficience présentée en 1.2.2 : s'il existe des régularités dans les séries de prix, il est théoriquement possible de pouvoir en tirer partie pour réaliser des performances supérieures à la moyenne, sous réserve que les coûts de transaction n'annulent pas ce profit. Les marchés ne seraient donc pas totalement *efficients*, au sens où il serait possible de réaliser des transactions bénéficiaires sans tenir compte de la valeur fondamentale d'un titre, en menant une analyse purement technique des propriétés statistiques de ses fluctuations. Ces constatations sont donc intéressantes d'un point de vue pratique : si l'on parvenait à identifier de manière exacte l'origine des faits stylisés, les institutions de régulation des marchés telles que l'AMF pourraient établir de nouvelles règles d'échanges permettant de limiter leur apparition, et ainsi de permettre que les échanges prennent place sur des marchés plus efficients.

L'étude des faits stylisés est également intéressante pour permettre l'élaboration de modèles mathématiques plus fiables de la fluctuation des cours de prix. En effet, dans des domaines tels que la gestion de portefeuille, il est nécessaire de disposer de modèles fiables de la fluctuation des cours de bourse afin par exemple de maximiser l'espérance de gain à long terme d'un portefeuille d'actions. Or, la plupart des modèles mathématiques de variations de cours existants permettent de reproduire très peu de faits stylisés : on peut par exemple citer les modèles ARCH/GARCH [Engle, 2001], qui prennent en compte le fait qu'il existe une dépendance temporelle entre les rendements, et qui permettent ainsi de reproduire les phénomènes de clustering de volatilité.

Identifier l'origine des faits stylisés est donc très utile d'un point de vue théorique : en identifiant mieux les phénomènes qui sont à leur origine, il sera possible de développer plus facilement des modèles mathématiques réalistes de fluctuation des prix.

3.1.2 Quelques exemples de faits stylisés

Dans cette section, nous présentons quelques exemples des faits stylisés les plus remarquables. Cette présentation n'est pas exhaustive, on pourra se référer à [Cont, 2001] pour plus de détails.

Forme de la distribution des rendements

Si l'on en croit la théorie (cf 1.2.2), les cours de bourses suivent une marche au hasard, c'est à dire que leurs rendements (les $p_t - p_{t-1}$) sont distribués selon une loi normale de moyenne nulle et de variance σ. Pourtant, si l'on étudie la distribution des rendements de nombreux titres ou indices comme le Dow-Jones, il est flagrant que ce n'est pas le cas : les distributions des rendements sont *leptokurtiques*, c'est à dire que les observations près de la moyenne sont plus fréquente que dans une distribution normale, et présentent des *queues épaisses*, c'est à dire que les observations extrêmes (loin de la moyenne) sont également plus fréquentes que dans une normale.

Cette propriété est illustrée à la figure 3.1. La partie gauche de la figure montre la distribution des rendements empiriques du Dow Jones (en noir), comparée à une distribution normale de même moyenne et de même variance (en rouge). Il est visuellement évident que

ces deux distributions diffèrent : la distribution empirique est plus "pointue" et possède des bases plus larges que la distribution normale : on parle alors de distribution *leptokurtique* (plus pointue qu'une distribution normale) à *queues épaisses* (avec des valeurs extrêmes plus fréquemment observées que dans une distribution normale). Cette première observation est renforcée par le graphique de droite, qui présente une comparaison quantile par quantile[7] de ces deux distributions. Ce graphique permet de comparer les quantiles théoriques (en abscisse) d'une distribution normale avec les quantiles d'une distribution empirique (en ordonnée). Si les deux distributions sont égales, alors la courbe produite est une droite (en rouge sur le graphique). On peut noter sur la figure 3.1 que les deux distributions sont identiques sur la partie centrale (le long de la droite) alors qu'elles différent sur les extrémités, ce qui confirme l'observation réalisée sur l'histogramme.

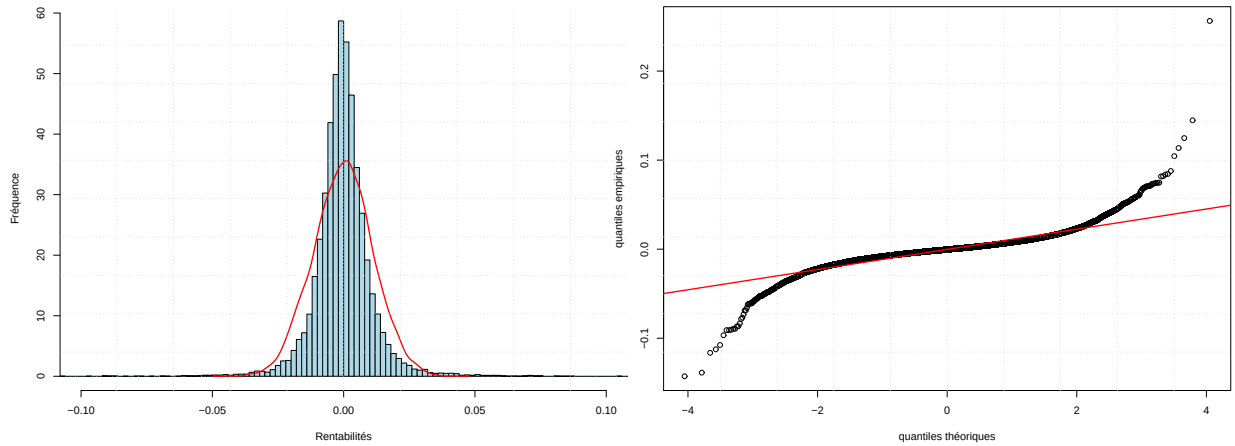

FIG. 3.1 – Distribution des rentabilités du Dow-Jones comparée à une distribution normale de même moyenne et de même variance (à gauche) et comparaison quantile par quantile avec une distribution normale (à droite)

Cette constatation peut encore être renforcée en étudiant la fonction de survie des deux distributions, présentée à la figure 3.2 : cette fonction indique, pour chaque valeur de la distribution, sa probabilité d'apparition. En rouge et bleu sont affichées les fonctions de survie des rentabilités empiriques positives et négatives et en noir et vert, les fonctions de survie des rentabilités théoriques positives et négatives d'une distribution normale. On constate (symétriquement pour les deux côtés de la distribution), que les événements extrêmes dans la distribution empirique ont une probabilité d'apparition grandement supérieure à la probabilité de leur apparition dans une distribution normale, alors que les évènements "moyens" ont au contraire une probabilité d'apparition moindre.

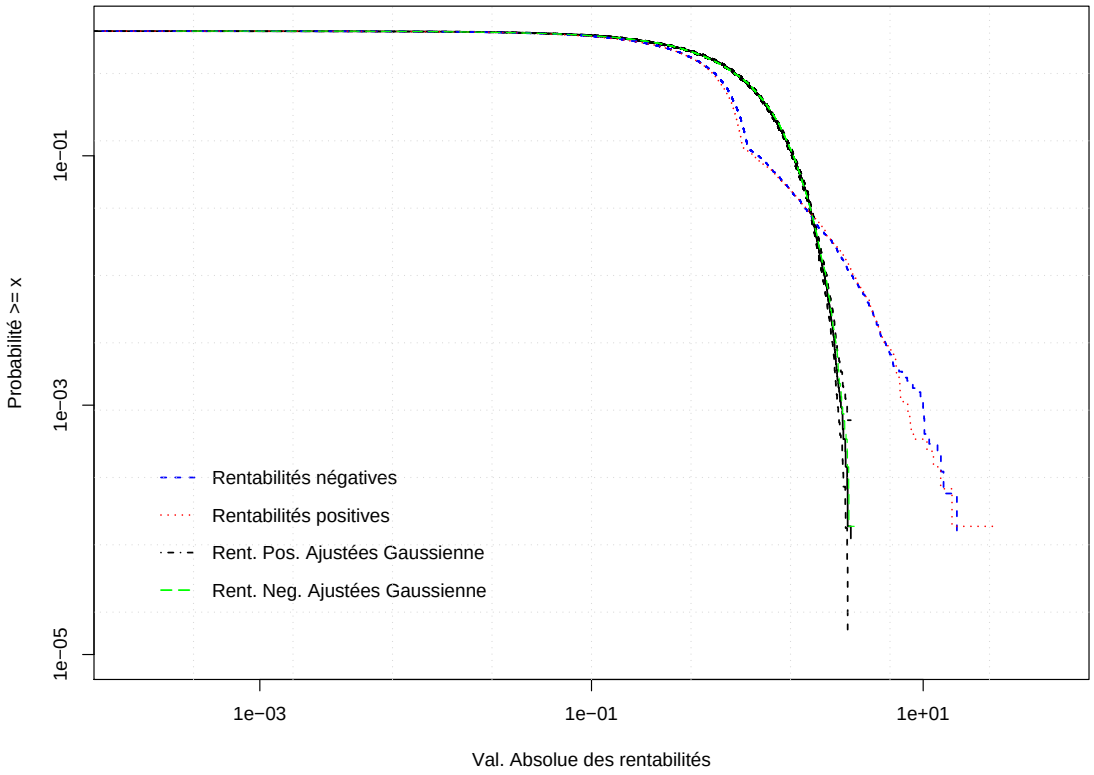

FIG. 3.2 – Fonction de Survie pour la chronique des rendements du Dow-Jones en valeur absolue, comparée à celle d'une distribution gaussienne théorique

Rendements et dépendance temporelle

D'après de nombreuses théories financières (cf section 1.2.2), les rendements sont *indépendemment et identiquement distribués*, ce qui signifie qu'il n'existe pas de corrélation notable entre un rendement observé en t et les rendements observés en $t - i$. Pourtant, si l'on observe une série de rendements telle que celle du titre Pfizer sur la journée du 02/02/2001 sur le NYSE (présentée à la figure 3.3) il est possible de distinguer quelques régularités qui semblent contredire cette hypothèse : contrairement aux rendements d'une marche au hasard (en partie droite de la figure), il semble que certaines périodes dans les rendements présentent une volatilité beaucoup plus forte que d'autres, et que ces périodes sont regroupées. C'est le fait stylisé nommé *clustering de volatilité*.

Cette observation conduit à se demander si les rendements sont réellement *indépendemment* distribués. Pour répondre à cette question, il suffit d'étudier la fonction d'autocorrelation de la série des rendements afin de déceler d'éventuelles dépendances entre ses termes.

[7]Pour plus de détails sur cette méthodologie, se référer aux annexes

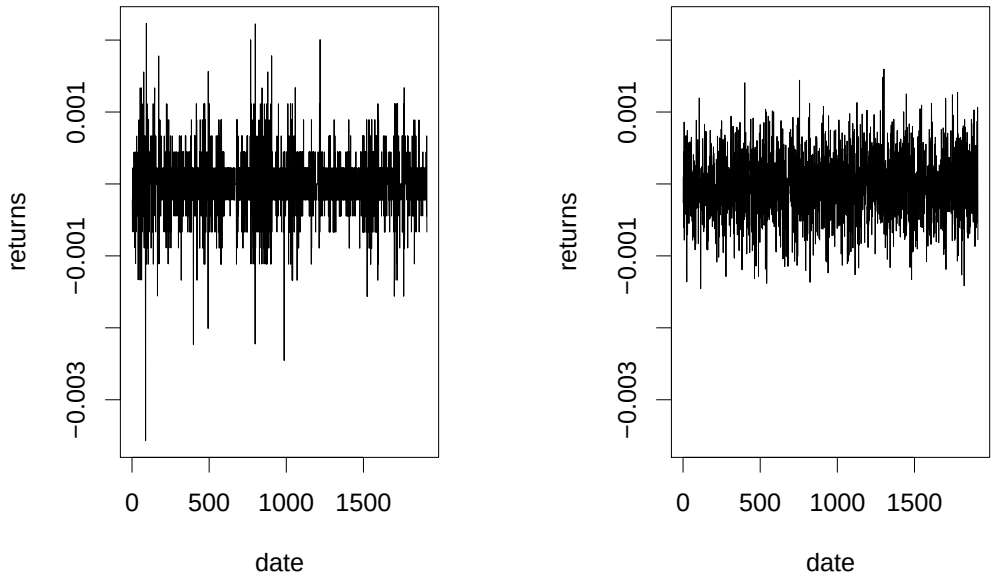

FIG. 3.3 – Rendements du titre Pfizer sur la journée du 02/02/2001 (à gauche), comparé à ceux d'une marche au hasard de même moyenne et de même variance (à droite)

Cette fonction pour les rendements du titre Pfizer est présentée en partie gauche de la figure 3.4 : aucune corrélation n'est détectée entre les termes de la série de rendements, quelque soit l'échelle de temps. Par contre, sur la partie droite de la figure, la fonction d'auto-correlation des rendements en valeur absolue exhibe une dépendance forte entre les rendements sur des intervalles de temps relativement courts (de l'ordre de 10 à 15 ici). Cette propriété corrobore donc l'observation faite précédemment : les rendements ne sont pas indépendemment distribués, il existe une dépendance significative entre eux sur des intervalles de temps courts, ce qui permet d'expliquer les phénomènes de clustering de volatilité. En effet, une variation importante dans les rendements a plus de chances d'être suivie par une variation d'amplitude similaire, ce qui explique l'agglomération des épisodes de volatilité.

3.2 Exploration d'un modèle multi-agents de marché asynchrone : variété de comportements, variété de faits

Les faits stylisés que nous avons présenté précédemment sont observables à petite échelle, c'est à dire dans les variations de cours à l'échelle de la journée. Or, dans la plupart des études tentant d'expliquer leur origine, la structure du marché est modélisée de manière macroscopique, c'est à dire que la façon dont les agents échangent au cours de cette journée n'est pas prise en compte : c'est par exemple le cas du SF-ASM que nous avons étudié dans le chapitre précédent, dans lequel la micro-structure du marché est assimilée à la loi de l'offre et de la demande ou du Genoa Artificial Stock Market, dans lequel la micro-structure

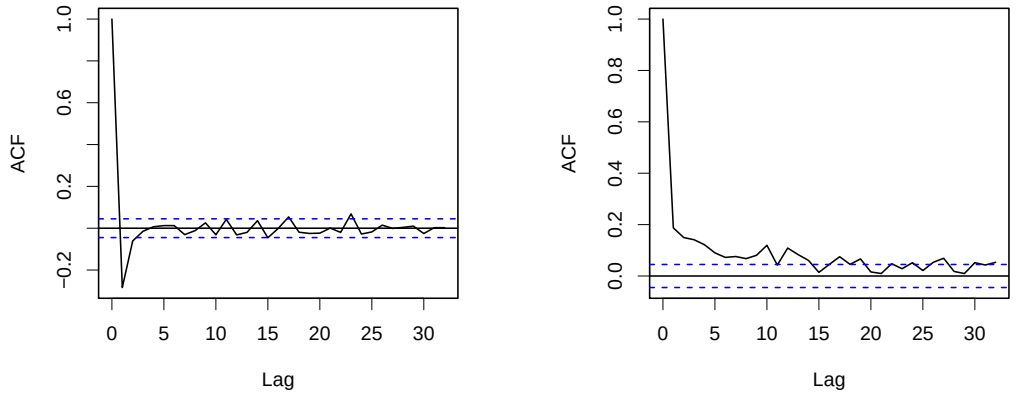

FIG. 3.4 – Fonction d'auto-correlation des rendements du titre Pfizer (à gauche) et de leur valeur absolue (à droite) sur la journée du 02/02/2001

est assimilée à un market maker. Ces modèles ne sont donc pas assimilables à des modèles *intraday* : ils agrègent les décisions de tous les agents sans prendre en compte les interactions qui peuvent exister entre eux, pour produire un prix qui est en fait un prix journalier et non un prix *intraday*.

Nous proposons par conséquent dans cette partie un modèle de marché réaliste, qui prend en compte la manière dont les agents interagissent entre eux durant une journée de cotation. Ce modèle est développé en respect du principe de parcimonie, également connu sous le nom de Rasoir d'Ockham : bien que notre but soit d'obtenir un modèle de marché réaliste, nous essayons dans la mesure du possible d'éviter de le complexifier à outrance quand cela n'est pas nécessaire. En effet, puisque nous cherchons à expliquer ce qui peut provoquer l'émergence des faits stylisés dans les dynamiques de prix, nous devons être en mesure d'isoler cette cause facilement. Or, dans la plupart des travaux existants, les modèles de marché comme les comportements d'agents possèdent des dizaines de paramètres dont l'impact sur les séries de prix simulées est mal maîtrisé et qui peut être à l'origine de biais explicatifs.

Ces travaux ont fait l'objet de trois publications :
- [Derveeuw et al., 2007a], qui expose comment les principes de modélisation centrée individu peuvent être appliqués au domaine de la simulation des marchés financiers au travers de l'exemple du modèle décrit ci-après.
- [Derveeuw et al., 2007c] et [Derveeuw et al., 2007b] qui présentent notre architecture de marché générique (exposée dans le deuxième chapitre) et l'implémentation du modèle décrit ci-après dans ce cadre.

3.2.1 Notre modèle de marché

Nous présentons dans cette section le modèle de marché que nous avons développé pour modéliser les interactions qui existent entre les agents économiques à l'intérieur d'une journée. Ce modèle est basé sur la modélisation explicite du carnet d'ordres qui est le coeur du

système d'échange de tous les marchés modernes. Ces travaux peuvent être rapprochés de ceux effectués parallèlement aux notres dans [Raberto et al., 2005], [Raberto and Cincotti, 2005], [Daniel, 2006] ou [Muchnik and Solomon, 2006], qui proposent également des modèles de marché basés sur un carnet d'ordres. Toutefois, comme nous le verrons dans la suite, nos travaux diffèrent de ceux-ci puisque notre modèle est à la fois réaliste et simple, ce qui n'est pas le cas des travaux cités précédemment.

Architecture de notre modèle de marché artificiel

Ordres et carnet d'ordres

Comme nous avons pu le voir précédemment, sur les marchés réels, les agents émettent leurs désirs de réaliser des échanges grâce à des *ordres*. Dans le cas d'un marché asynchrone, ces ordres doivent être stockés et éventuellement rendus publics aux autres agents pour qu'ils puissent donner lieu à des échanges. La structure dans laquelle sont stockés ces ordres est appelée *carnet d'ordres*. Ce carnet est composé de deux listes triées : la première contient les ordres d'achat et la seconde les ordres de vente.

Dans notre modèle, les ordres sont assimilés à des ordres limites : il existe de nombreux autres types d'ordres sur les marchés réels, mais ils sont tous des spécialisations de ce type d'ordre de base. Un ordre limite est définit par un triplet : sa *direction* (acheter ou vendre), le *prix limite* qui lui est associé et la *quantité* que l'agent désire échanger. Il permet d'exprimer des désirs de la forme "Je désire acheter (*direction*) 100 titres (*quantité*) pour un maximum de 20€(*prix limite*)".

Quand un agent émet un ordre sur le marché, cet ordre est dirigé vers notre modèle de carnet d'ordres. Ce dernier fonctionne exactement comme sur les marchés réels : il est composé de deux listes triées dans l'ordre décroissant. Lorsqu'un nouvel ordre arrive au carnet, deux cas sont possibles :

- S'il existe une *contrepartie* pour l'ordre émis dans le carnet, c'est à dire qu'il existe un ordre de direction opposée dont le prix est compatible avec celui de l'ordre nouvellement émis, une transaction a lieu immédiatement : les deux possesseurs de ces ordres échangent le maximum de titres possible au prix défini par les ordres. Si un des deux ordres n'a pu être entièrement satisfait parceque les quantités qui leur sont associées ne sont pas les mêmes (ce qui est souvent le cas), le reliquat est inséré sous la forme d'un nouvel ordre dans le carnet.
- S'il n'existe pas de contrepartie dans le carnet pour le nouvel ordre, il est inséré dans la liste correspondant à sa direction, en respectant une priorité par prix et par date : si deux ordres ont un prix associé identique, le premier qui sera satisfait sera le premier à avoir été inséré dans le carnet.

Ce mécanisme est détaillé à la figure 3.5.

Un parallèle interessant peut être fait entre le fonctionnement de notre modèle de marché à carnet d'ordres et celui des systèmes à *tableau noir*, très utilisés pour la résolution de problèmes, notamment depuis Hearsay-II [Erman et al., 1980] [Erman et al., 1981]. Dans ces systèmes, un ensemble de modules de résolutions (appelés *Knowledge Sources*) partagent

Soit un carnet d'ordres dans l'état suivant :

Ordres de vente		
Prix	Quantité	Agent
117	1500	A_2
112	3000	A_{12}
110	2500	A_4
105	1100	A_9
100	4000	A_3
97	1500	A_8
96	2000	A_{11}
92	9000	A_{13}
Ordres d'achat		

Si l'agent A_1 émet l'ordre limite d'achat : | 106 | 800 | A_1 |, il est contrepartie de l'ordre de vente de A_9. Une transaction se déroule alors entre A_1 et A_9 qui s'échangent 800 titres à 105 l'unité : A_9 reçoit 84000 euros et A_1, 800 titres. A_9 étant vendeur de 1100 titres, un ordre est réinséré dans le carnet pour les 300 titres restants.
Après cette opération, l'agent A_5 émet l'ordre de vente : | 107 | 7700 | A_5 |. Il n'existe pas de contrepartie pour cet ordre dans le carnet, il est donc inséré dans la liste des ordres de vente en respectant les priorités de prix. Le carnet, après l'émission de ces deux ordres se trouve dans l'état suivant :

Ordres de vente		
Prix	Quantité	Agent
117	1500	A_2
112	3000	A_{12}
110	2500	A_4
107	7700	A_5
105	300	A_9
100	4000	A_3
97	1500	A_8
96	2000	A_{11}
92	9000	A_{13}
Ordres d'achat		

FIG. 3.5 – Exemple de fonctionnement de notre modèle à carnet d'ordres

une base de données de connaissances, appelée *tableau noir* ou *blackboard*. Chaque module de résolution peut interroger ce tableau noir pour obtenir des connaissances lui permettant d'avancer dans la résolution du problème traité. Si un de ces module découvre de nouvelles hypothèses pouvant être utiles aux autres modules, il l'inscrit sur le tableau pour leur permettre de les intégrer dans leur base de connaissances. De la même façon, sur notre marché dirigé par les ordres, chaque agent (module de résolution) peut interroger librement le carnet d'ordres (tableau noir) pour obtenir des connaissances sur les désirs des autres individus. Une fois ces informations obtenues, il peut à son tour émettre un ordre, qui sera inscrit dans le carnet et que les autres agents pourront utiliser pour prendre une décision. Ce parallèle doit cependant être nuancé : en effet, la plupart des systèmes classiques utilisant un tableau noir servent à résoudre de manière *collaborative* [Corkill, 2005] un problème donné, au contraire des marchés, où chaque agent essaye de maximiser ses gains personnels et non les gains de la communauté. Un carnet d'ordres n'est donc pas un tableau noir au sens collaboratif du terme, mais une structure permettant de confronter publiquement les désirs des agents de manière *compétitive*.

Gestion du temps

Dans les modèles basés sur un modèle de micro-structure de marché synchrone, le temps est discrétisé en pas de temps durant lesquelles les agents doivent prendre leurs décisions. Ces décisions sont prises en parallèle, ce qui ne nécessite pas de modèle de gestion du temps particulier.

Dans notre modèle, basé sur un carnet d'ordres, donc asynchrone, la gestion du temps ne suit pas du tout la même logique : le système de cotation central n'agrège plus les décisions des agents à des pas de temps particulier, et les participants au marché doivent être libres de parler quand ils le veulent et de réagir le plus rapidement possible aux changements de leur environnement.

Dans les simulations, il faut donc simuler cet élément très important : les agents doivent pouvoir observer le carnet en continu et prendre leurs décisions en "temps réel". C'est un problème classique dans les simulations multi-agents, spécialement quand le protocole de communication utilisé par les agents est assimilable à un tableau noir (voir par exemple [Carver and Lesser, 1994]). Cependant, comme nous l'avons vu précédemment, les tableaux noirs sont généralement dédiés à la résolution collaborative de problèmes. Les systèmes d'ordonnancement existants pour ces systèmes ont donc été développés pour optimiser la collaboration entre les différents modules de résolution. Or, sur notre marché, l'objectif est opposé : nous devons assurer qu'aucun agent ne sera favorisé par le mécanisme d'ordonnancement, pour éviter que certains agents puissent en exploiter d'autres. Les méthodes d'ordonnancement développées pour ces systèmes ne peuvent donc pas être utilisées directement dans notre application.

Le problème plus spécifique de la gestion du temps dans une simulation de marché asynchrone a déjà été adressé dans [Muchnik and Solomon, 2006] et [Muchnik et al., 2004], qui proposent une modélisation du temps extrêmement réaliste basée sur l'utilisation de réseaux de Markov. Cependant, la solution qu'ils proposent ne nous satisfait pas pleinement :

elle est basée sur la prise en compte de dizaines de paramètres, tels que le temps d'attente pour un agent entre l'émission de deux ordres, le temps qu'il faut à l'ordre pour atteindre effectivement le carnet, etc. Ceci complique inutilement le fonctionnement du système tout en augmentant le nombre de ses degrés de liberté, ce que nous voulons éviter puisqu'il est difficile d'estimer dans quelle mesure ces ajouts au modèle influent sur les résultats expérimentaux obtenus [Fagiolo et al., 2006]. De plus, dans cette approche, les comportements des agents sont nécessairement complexes : ils doivent inclure un système de gestion du temps sophistiqué prenant en compte l'ensemble de ces paramètres pour, par exemple, programmer leur réveil à une certaine date ou lors de l'arrivée d'un événement particulier sur le marché. Comme notre objectif est d'étudier l'influence des trois composantes du marché (micro-structure, agents, informations exogènes) dans un environnement engendrant le moins de perturbations possibles, utiliser ce type de gestion du temps ne paraît pas envisageable : elle amène une complexité supplémentaire aux simulations dont il est difficile d'évaluer l'impact sur les résultats expérimentaux.

Une méthode plus naïve consisterait à encapsuler chaque agent dans un *thread système*, ce qui est la méthode la plus simple pour simuler des processus travaillant en parallèle. Malheureusement, la gestion de ces threads est dépendante du système d'exploitation utilisé et leur comportement ne peut pas être garanti sur la plupart des systèmes. C'est un problème majeur : nos simulations doivent pouvoir être reproduites à l'identique et ne doivent pas être perturbées par d'autres processus s'exécutant sur le système les hébergeant.

Une autre possibilité est de simuler le fonctionnement des threads, pour les garder sous contrôle et faire disparaître les problèmes précédemment cités. L'élaboration d'un *scheduler* personnalisé pourrait se résumer à donner la parole à chaque agent à tour de rôle. Cependant, dans notre système, le premier agent à parler bénéficie d'un énorme avantage sur les autres, puisqu'il peut intervenir sur le marché avant tous les autres et augmenter son profit au détriment de ses concurrents. Donner la parole aux agents dans un ordre non déterministe semble donc essentiel.

Malheureusement, cette gestion du temps dans les simulations n'est pas si simple : il existe de nombreuses manières pour donner la parole aux agents dans un ordre aléatoire. La première méthode consiste à donner l'opportunité à tous les agents de parler dans un ordre aléatoire. Si un agent bénéficie de cette possibilité, il ne pourra plus parler à nouveau avant que tous les autres aient eu la possibilité de parler. Cette méthode garantit une équité du temps de parole entre les agents, mais interdit à un agent de parler deux fois consécutivement, ce qui n'est pas réaliste.

La deuxième méthode consiste à donner la parole à un agent tiré au hasard sans se soucier du fait qu'il ait déjà parlé précédemment ou non. L'inconvénient de cette méthode est que certains agents peuvent être hors du marché (n'ont jamais l'opportunité de parler) à cause du générateur aléatoire utilisé dans le scheduler. Cependant, cette situation est plus réaliste que la précédente : sur les marchés réels, certains agents sont très actifs tandis que d'autres interagissent très peu avec le marché. Une autre possibilité envisageable aurait consisté en un tirage aléatoire avec remise, la probabilité d'être tiré étant fonction d'un paramètre propre à chaque agent, ce qui aurait permit de les "typer" en agents bavards, actifs ou silencieux. Cependant, comme notre objectif est de proposer un modèle de marché réaliste

le plus simple possible, afin de maîtriser l'influence de chaque partie du système sur les résultats expérimentaux, cette solution n'est pas envisageable puisqu'elle ajoute un degré de liberté supplémentaire au système, qui risque d'ajouter des perturbations.

Nous utilisons donc dans notre modèle de marché asynchrone un tirage aléatoire avec remise : interroger les agents dans un ordre aléatoire permet de garantir une équité de chances de gains aux agents, tandis que la remise permet de capturer le fait que, sur les marchés financiers, certains agents ont plus d'opportunité d'intervention sur le marché que les autres.

3.2.2 Expérimentations

Comme nous l'avons vu précédemment, trois hypothèses sont possibles pour expliquer l'origine des faits stylisés observables dans les séries de prix à l'échelle de la journée : leur origine peut être dûe à la micro-structure du marché, aux informations exogènes au marché, ou à la façon dont les agents traduisent ces informations dans leurs actes.

Pour analyser l'influence de chacun de ces trois composants du marché sur les dynamiques de prix, nous adoptons dans la suite une démarche expérimentale incrémentale. Nous commençons par étudier l'influence de la seule micro-structure du marché sur les prix, en réduisant au minimum l'ensemble des autres facteurs susceptibles de l'influencer : nous utilisons un comportement d'agent simplifié au maximum et n'utilisant aucune information endogène ou exogène au marché, qui sert uniquement à ce que des échanges se déroulent sur le marché. Nous complexifions ensuite cet environnement en y introduisant un comportement d'agent plus élaboré, qui se sert d'informations exogènes pour prendre ses décisions, afin d'étudier l'influence qu'a l'introduction de ce signal informationnel sur les dynamiques de prix. Nous adoptons ensuite une approche similaire pour étudier l'influence de l'ajout d'un signal informationnel endogène, c'est à dire d'une boucle de rétroaction dans ce système. Pour finir, nous réalisons une dernière expérimentation combinant l'ensemble de ces facteurs pour obtenir un environnement dans lequel les informations exogènes, endogènes et le marché peuvent potentiellement influencer le cours des prix.

Expérimentation : micro-structure seule

Cette première série d'expérimentation a pour but d'étudier l'effet isolé de la micro-structure du marché sur la dynamique des prix. Par conséquent, nous avons essayé de développer un comportement d'agent le plus simple possible, permettant au marché de fonctionner (c'est à dire qu'il y ait des échanges) sans que le comportement des investisseurs n'influe trop la dynamique des prix. Un comportement possédant ces caractéristiques est appelé *Zero Intelligence Trader* : bien qu'on puisse trouver sa trace dans la littérature ([Gode and Sunder, 1993], [Raberto et al., 2003]), nous mettons ici l'accent sur le fait que ce comportement ne doit en aucun cas :

- utiliser l'historique des prix passés pour prendre ses décisions, sous peine d'être à l'origine de la corrélation entre les rendements

– effectuer des tirages aléatoires de prix autrement que selon une loi uniforme, sous peine d'être à l'origine des distributions particulières des rendements en sortie de la simulation

```
Paramètres :
  GAMMA : déviation standard de la normale utilisée
          pour tirer les prix au hasard, proportionelle à
          l'historique de volatilité des prix.

  emettre un ordre
    direction : random(ACHAT, VENTE)

    si direction = VENTE
      prix = prix(t-1) / random_normal(1.01,  GAMMA)
      quantité = random(1, titres possédés)
    sinon si direction = ACHAT
      prix = prix(t-1) * random_normal(1.01,  GAMMA)
      quantité = capitaux / prix
```

FIG. 3.6 – Détail du fonctionnement du Zero Intelligence Trader développé dans [Raberto et al., 2003]

Ces conditions ne sont pas respectées dans les *Zero Intelligence Traders* utilisés dans la littérature : dans [Raberto et al., 2003], les agents (dont le comportement est présenté à la figure 3.6) tirent les prix associés à leurs ordres selon une loi normale centrée sur le prix du dernier échange réalisé. Il existe donc une dépendance temporelle entre les $p_t, ..., p_{t-i}$ puisque les agents émettent des ordres basés sur l'historique des prix. De plus, le fait d'utiliser une loi normale centrée sur le prix à l'itération précédente pour tirer le prix du nouvel ordre implique qu'une loi normal est injectée de *manière exogène* dans le système. Observer une loi normale (même déformée) en sortie du système (dans les dynamiques de prix) est par conséquent peut-être dû à un effet de bord de cette propriété du comportement des agents. De même, le fait que la déviation de cette loi normale soit proportionelle à la volatilité historique des prix peut être à l'origine de l'observation de phénomènes de clustering de volatilité dans les prix : plus les prix sont volatiles, plus les agents émettent des ordres avec des prix associés dispersés et inversement.

Pour éviter de tels biais de simulation, nous définissons donc un comportement de Zero Intelligence Trader possédant les propriétés évoquées précédemment, c'est à dire qu'il n'utilise ni l'historique des prix pour calculer le prix associé à ses ordres, ni de distribution autre qu'une distribution uniforme pour tirer des valeurs au hasard. Chaque fois qu'il est interrogé, notre agent :

– tire aléatoirement une direction (achat ou vente)
– tire aléatoirement et uniformément un prix dans $[1, \beta]$, où β est une constante fixée arbitrairement.
– tire aléatoirement une quantité. On considère ici que les agents ont un crédit monétaire illimité (ils peuvent emprunter s'il leur manque des fonds), et ne sont donc pas limités

dans les quantités qu'ils demandent à l'achat. Par contre, un agent ne peut proposer à la vente plus de titres qu'il n'en possède : c'est une condition nécessaire pour que le marché soit réaliste et qu'il n'y ait pas de création de titres de la part des agents.

Ce comportement est détaillé à la figure 3.7.

```
Paramètres :
  beta : limite supérieur de l'interval dans lequel l'agent tire
         les prix au hasard
  gamma : quantité maximum demandable à l'achat

  emettre un ordre
    direction : random(ACHAT, VENTE)
    à un prix random(1, beta)
  si direction ACHAT
    pour une quantité random(1, gamma)
  sinon si direction VENTE
    pour une quantité random(1, nombre de titres possédés)
```

FIG. 3.7 – Détail du fonctionnement de notre Zero Intelligence Trader

Nous avons réalisé plusieurs dizaines d'expériences avec ce comportement, en prenant des graines différentes pour notre générateur de nombres aléatoires (basé sur une formule linéaire congruente, cf [Knuth, 1997]), mais nous n'en détaillons qu'une dans la suite, par souci de concision[8]. A titre indicatif, ces expériences ont été réalisées avec 10 000 agents, chacun étant doté de 1000 titres au début de la simulation. La constante β est arbitrairement réglée à 1000.

A première vue, les dynamiques de prix produites par notre comportement aléatoire (en haut à la figure 3.8) peuvent sembler présenter peu de points communs avec des dynamiques réelles comme celles présentées à la figure 3.3. Pourtant, si l'on s'intéresse aux rendements (en bas à la figure 3.8) et non plus aux prix, nous pouvons remarquer qu'ils sont semblables à ceux des cours réels. Cette première impression est confirmée par l'étude de leur distribution (partie droite de la figure 3.8) qui est piquée, exhibe des queues épaisses et une Kurtosis[9] importante (3.74 en moyenne). De plus, les rendements ne sont pas auto-correlés mais leur valeur absolue présentent une auto-correlation à court terme (cf figure 3.10).

Bien que les dynamiques de prix produites par notre simulation ne soient qu'imparfaitement réalistes, nous pouvons identifier dans leurs rendements les mêmes faits stylisés que

[8] L'ensemble des jeux de données utilisés dans ce document sont cependant disponibles à l'adresse : `http://cisco.univ-lille1.fr/papers/derveeuw2007/`

[9] Plus de détails sur cette mesure sont disponibles dans les annexes de ce document

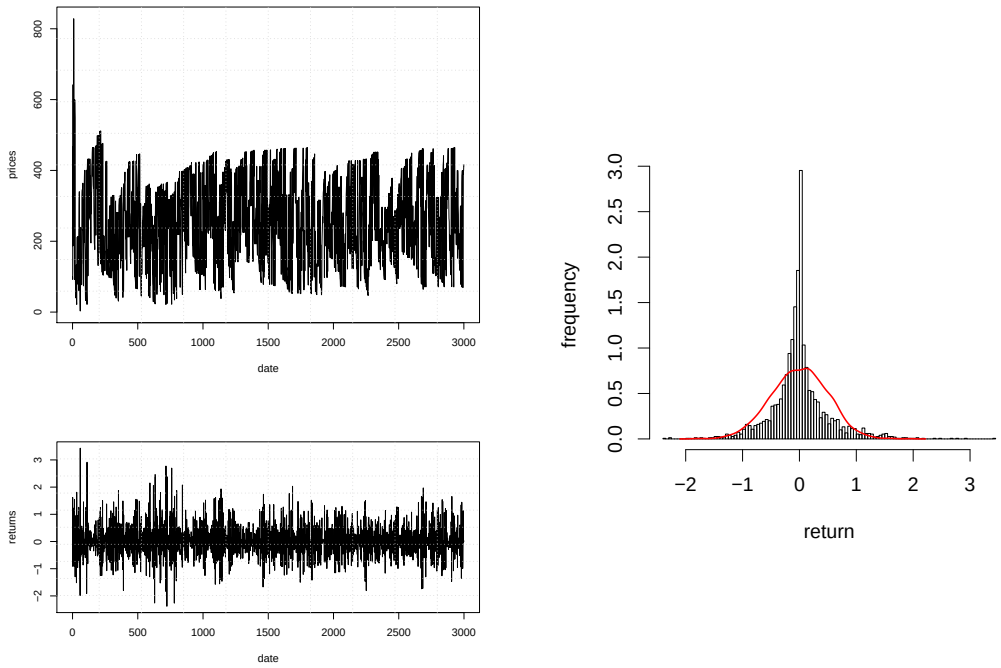

FIG. 3.8 – Prix, rendements, et distribution des rendements dans une simulation avec notre comportement aléatoire

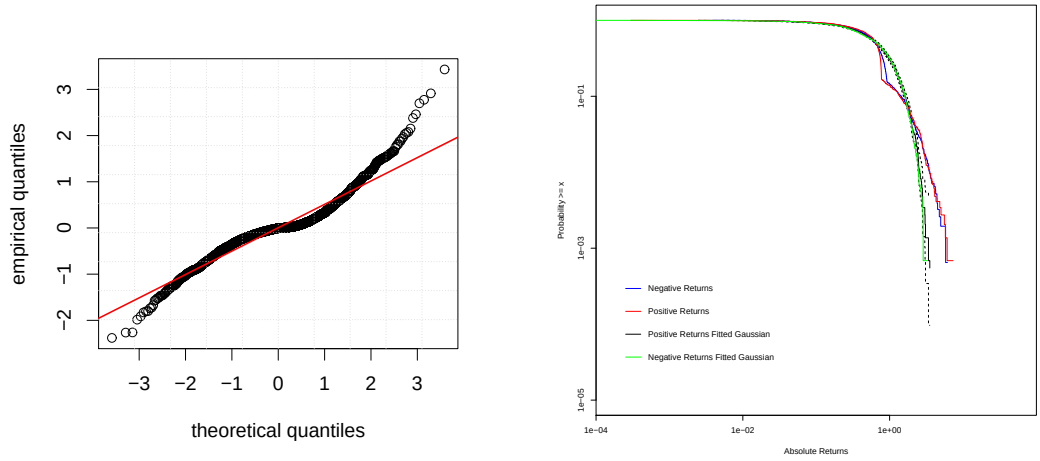

FIG. 3.9 – Comparaison quantile par quantile et fonction de survie d'une distribution obtenue avec notre comportement aléatoire et d'une distribution normale théorique

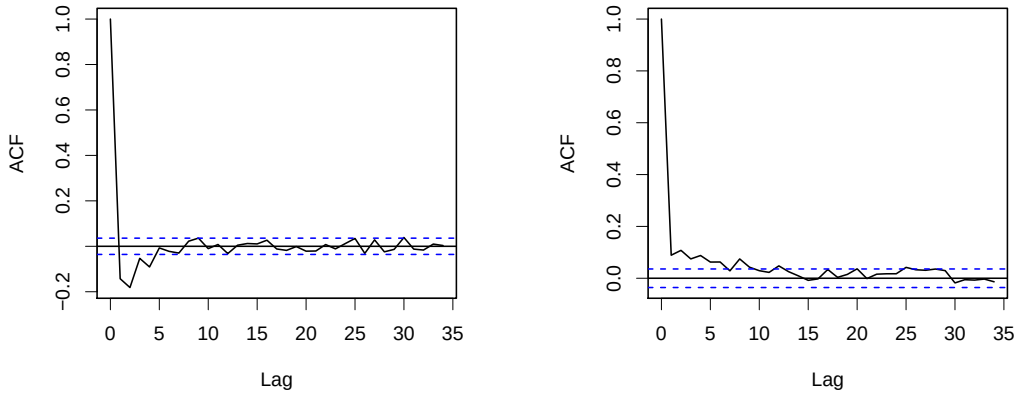

FIG. 3.10 – Fonction d'auto-correlation des rendements d'une simulation avec notre comportement aléatoire et de leur valeur absolue

dans une série de rendements réelle. Évidemment, cette similitude est qualitative : nous sommes ici à même de reproduire les mêmes classes de faits stylisés, mais ils ne sont pas identiques au niveau quantitatif. Ce résultat nous permet cependant d'avancer l'hypothèse que l'existence des faits stylisés est fortement liée à la micro-structure du marché : nos agents tirent des prix uniformément dans un intervalle fixé, pourtant la distribution des rendements en sortie de la simulation est une normale étirée. De plus, les agents tirent les prix de leurs ordres complètement au hasard, sans se servir de l'historique des prix, pourtant, il existe une dépendance à court terme entre les rendements en valeur absolue.

Expérimentation : micro-structure et informations exogènes

Si les faits stylisés sont causés par la micro-structure du marché, ils devraient être observables quels que soient les comportements des agents économiques qui y font des échanges. Pour déterminer la robustesse de la constatation précédente, nous devons donc faire varier les comportements de nos agents économiques, tout en ne modifiant pas la micro-structure du marché telle qu'elle a été présentée précédemment. Nous introduisons donc dans cette partie un nouvel élément au marché : un moteur d'informations qui produit un signal, utilisé par les agents comme référence pour prendre leurs décisions. Ainsi, si nous utilisons par exemple une marche au hasard comme moteur d'informations, et que les agents se basent sur cette marche au hasard pour déterminer le prix auquel ils souhaitent réaliser des échanges, les rendements en sortie de la simulation devraient être distribués normalement, sauf si la micro-structure du marché les influence.

Nous définissons donc un comportement qui, contrairement au précédent, utilise des informations exogènes au marché pour prendre ses décisions. Chaque fois qu'une nouvelle $\mathcal{I}$ est publiée, l'agent détermine un encadrement de cette nouvelle, c'est à dire qu'il en fait une approximation avec une certaine marge d'erreur fixée δ. Pour réaliser cette approximation, il tire simplement au hasard (uniformément) deux valeurs l_1 et l_2 dans l'intervalle $[\mathcal{I} - \delta \times \mathcal{I}, \mathcal{I} + \delta \times \mathcal{I}]$, ce qui lui permet de déterminer un encadrement $[l_1, l_2]$ de $\mathcal{I}$. L'information

peut donc être vue ici comme une valeur fondamentale du titre, dont l'agent effectue une approximation.

Une fois cet encadrement déterminé, l'agent estime donc que le titre a une valeur réelle comprise entre l_1 et l_2. S'il est rationnel, il cherchera donc à acheter des titres pour un prix inférieur à l_1 et à en vendre pour un prix supérieur à l_2. Un agent i émet donc deux ordres quand il obtient la parole :

- un ordre d'achat de prix limite l_1 pour une quantité tirée au hasard dans $[1, \frac{c_i}{l_1}]$ où c_i représente la quantité de cash détenue par l'agent i
- un ordre de vente de prix limite l_2 pour une quantité tirée au hasard dans $[1, n_i]$ où n_i est le nombre de titres détenu par l'agent i.

Ce comportement est détaillé à la figure 3.11.

```
paramètres :
  VF : valeur fondamentale actuelle
  ENCADREMENT : pourcentage de précision avec lequel l'agent
                encadre la valeur fondamentale

encadrementBAS  = random(VF-ENCADREMENT*VF, VF+ENCADREMENT*VF)
encadrementHAUT = random(VF-ENCADREMENT*VF, VF+ENCADREMENT*VF)

Emettre un ordre
  direction ACHAT
  à un prix encadrementBAS
  pour une quantité (capitaux/encadrementBAS)

Emettre un ordre
  direction VENTE
  à un prix encadrementHAUT
  pour une quantité random(1, nombre de titres détenus)
```

FIG. 3.11 – Détail du fonctionnement de notre comportement fondamentaliste

Dans la suite, nous utilisons ce comportement pour étudier l'impact de l'introduction d'un signal informationnel sur les résultats exposés précédemment. La simulation présentée a été réalisée avec 1000 agents ($\delta = 5\%$), qui observent une marche au hasard $h_t = h_{t-1} + \epsilon_t$ où ϵ_t est tiré selon une loi normale $\mathcal{N}(0, 0.5)$ et $h_0 = 100$. Comme précédemment, de nombreuses simulations ont été réalisées, avec des graines différentes pour notre générateur de nombres aléatoires, et avec des paramètres différents pour notre comportement. L'ensemble de ces simulations produisent des résultats qualitativement similaires à ceux présentés dans la suite et seules quelques différences d'amplitude dans les observations réalisées diffèrent.

Bien que la dynamique des *prix* soit modifiée par l'introduction du signal informationnel (les prix suivent maintenant des tendances), cette modification n'a pas d'influence sur la

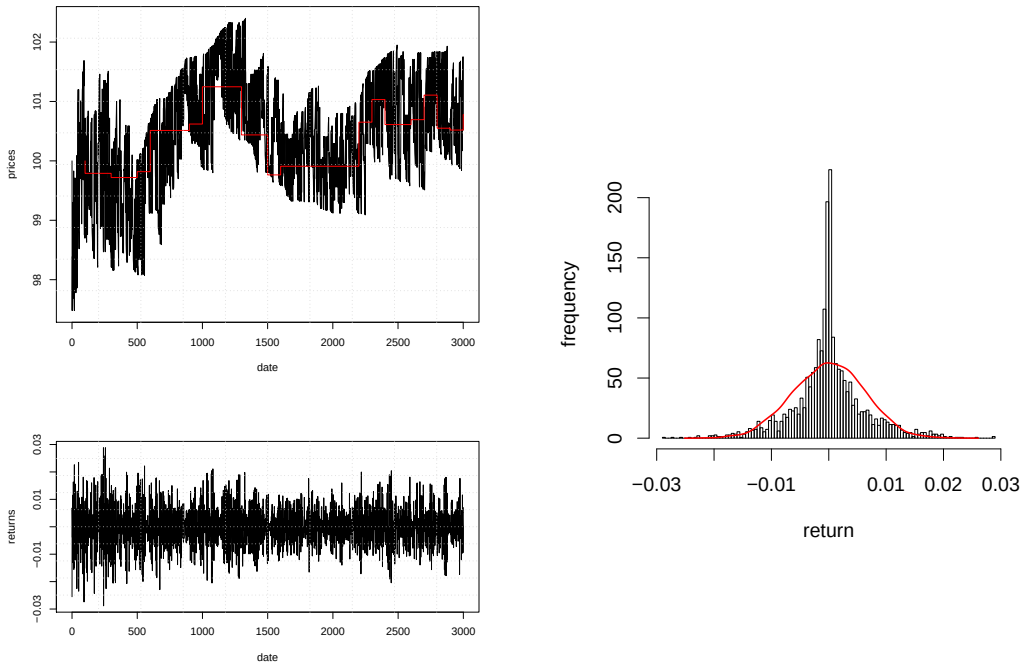

FIG. 3.12 – Prix (en haut à gauche : Le prix est en noir et la valeur fondamentale en rouge), rendements (en bas à gauche), et distribution des rendements (à droite) dans une simulation avec notre comportement fondamentaliste

dynamique des *rendements* : ils sont toujours distribués selon une normale étirée (cf figures 3.12 et 3.13) présentent des queues épaisses. De plus, les rendements en valeur absolue présentent toujours une auto-correlation sur des intervalles de temps courts. L'introduction du signal informationnel dans le système n'a donc pas entraîné la disparition des faits stylisés, ce qui confirmerait l'hypothèse qu'ils sont causés par la micro-structure du marché.

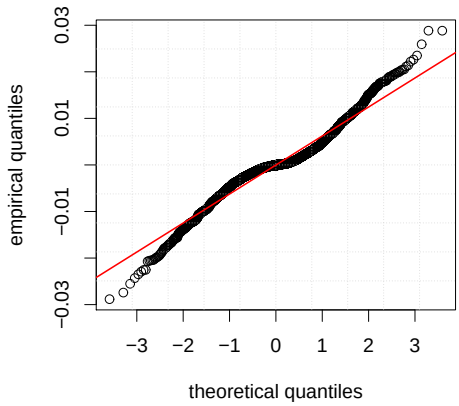

FIG. 3.13 – Comparaison quantile par quantile d'une distribution obtenue avec notre comportement fondamentaliste et d'une distribution normale théorique

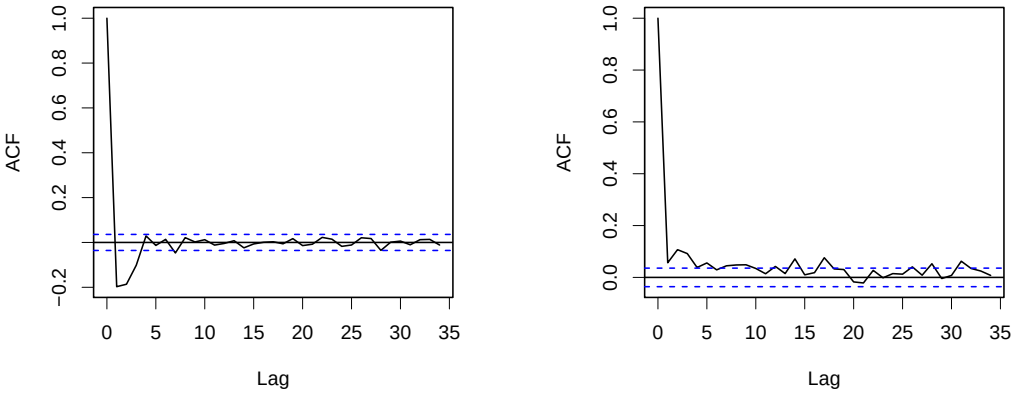

FIG. 3.14 – Fonction d'auto-correlation des rendements d'une simulation avec notre comportement fondamentaliste et de leur valeur absolue

Expérimentation : micro-structure, informations exogènes et informations endogènes

Nous avons vu précédemment que l'introduction d'agents utilisant un signal informationnel exogène au marché pour prendre leurs décisions ne modifiait pas les faits stylisés

observables dans les séries de rendements. Par contre, nous pouvons nous demander si l'introduction d'une boucle de rétroaction dans le système modifie ces propriétés. Si les agents utilisent les séries de prix ou de rendements passés pour prendre leurs décisions, il est possible que les faits stylisés observés précédemment soient fortement altérés, modifiés ou disparaissent complètement.

Pour pouvoir étudier l'influence de la boucle de rétroaction "prix $\Leftrightarrow$ comportement" sur les faits stylisés, nous définissons un comportement d'investisseur se basant sur l'historique des cours passés pour prendre ses décisions. L'agent peut être vu comme un spéculateur ou un analyste technique simple, qui cherche à profiter des tendances pour maximiser son profit.

Chaque fois qu'il obtient la parole, notre agent spéculateur calcule une moyenne glissante des prix passés sur un horizon lointain H. Il compare ensuite cette moyenne à celle des prix sur un horizon plus court h, ce qui lui permet de détecter la tendance générale du cours (les moyennes permettant de lisser les variations). Si l'agent détecte que la moyenne du prix à court terme est supérieure d'un pourcentage fixé X à celle de la moyenne à long terme, il interprète cette information comme une tendance à la hausse du prix du titre. Il décide donc d'investir une fraction de son capital en achetant tous les titres qu'il peut avec cette somme : comme il a détecté une tendance, il estime que le prix va continuer à monter et qu'il est donc rationnel d'acheter des titres pour un montant légèrement supérieur au prix courant. Inversement, s'il détecte une tendance baissière, il essaye de vendre une partie de ses titres pour un peu moins cher que le prix courant, pour être sûr de sortir de sa position et éviter la banqueroute si le prix continue à chuter.

Le comportement d'un agent spéculateur i au temps t se définit donc comme suit :

- si $\frac{\sum_{T=t-h}^{t} p_T}{h} > (1+X) \times \frac{\sum_{T=t-H}^{t} p_T}{H}$, l'agent tire au hasard (uniformément) une fraction f de son capital monétaire à investir et émet un ordre de marché lui permettant d'acquérir tous les titres disponibles pour cette somme.
- si $\frac{\sum_{T=t-h}^{t} p_T}{h} < (1-X) \times \frac{\sum_{T=t-H}^{t} p_T}{H}$, l'agent tire au hasard (uniformément) une fraction n de ses titres et émet un ordre de marché à la vente lui permettant de récupérer immédiatement son capital monétaire

Le fonctionnement de ce comportement est détaillé à la figure 3.15.

Dans la suite, nous introduisons des agents utilisant ce comportement pour étudier l'effet de la boucle de rétroaction sur les prix. Nous utilisons une population mixte composée de 50% d'agents fondamentalistes et de 50% d'agents spéculateurs. Ces agents spéculateurs sont réglés avec les paramètres suivants : $X = 2\%$, $H = 50$ et $h = 10$.

Bien que nous ayons introduit un nouvel élément dans l'architecture de notre marché (la boucle de rétroaction prix $\Leftrightarrow$ comportement), les faits stylisés observables dans les séries de rendements sont fortement similaires à ceux observés précédemment : on retrouve encore une distribution normale étirée, du clustering de volatilité et une corrélation entre les rendements en valeur absolue. Il est à noter que cette corrélation est légèrement influencée par l'introduction de spéculateurs dans la population puisque la dépendance est significative

```
Paramètres :
  MCT        : moyenne glissante à court terme sur X prix
  MLT        : moyenne glissante à long terme sur X prix
  ACTIVATION : pourcentage à partir duquel l'agent estime détecter
               une tendance

  Si MCT > (1+ACTIVATION)*MLT
   Acheter le maximum d'action pour un prix total
   de random(1, total des capitaux)
  Sinon MCT < (1-ACTIVATION)*MLT
   Vendre random(1, nombre de titres possédés) au prix du marché
```

FIG. 3.15 – Détail du fonctionnement de notre comportement fondamentaliste

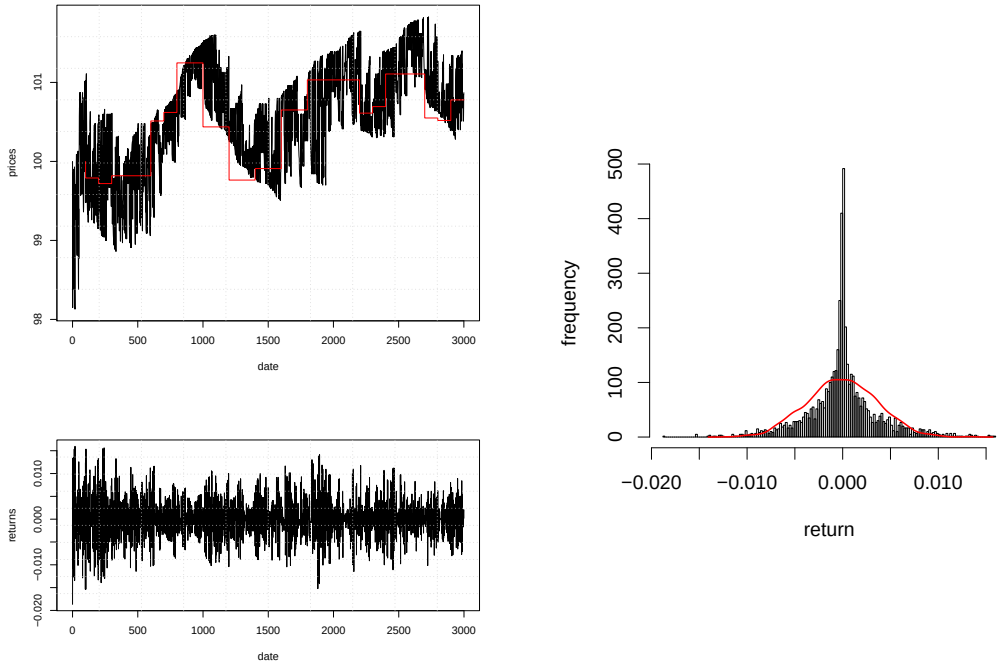

FIG. 3.16 – Prix, rendements, et distribution des rendements dans une simulation avec 50% d'agents spéculateurs

sur une échelle de temps plus importante que précédemment. L'introduction de davantage de spéculateurs dans cette simulation ne modifie pas significativement ces résultats jusqu'à une certaine limite (environ 80% de spéculateurs), à partir de laquelle les fondamentalistes sont trop peu pour réguler le comportement des spéculateurs.

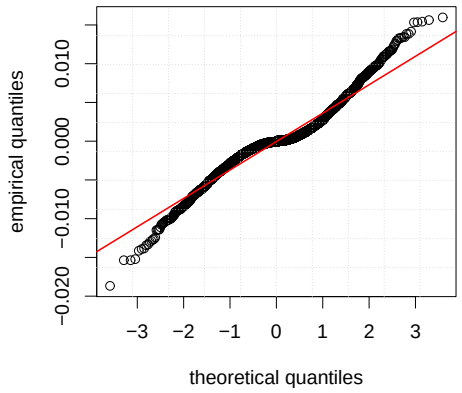

FIG. 3.17 – Comparaison quantile par quantile d'une distribution obtenue avec 50% d'agents spéculateurs et d'une distribution normale théorique

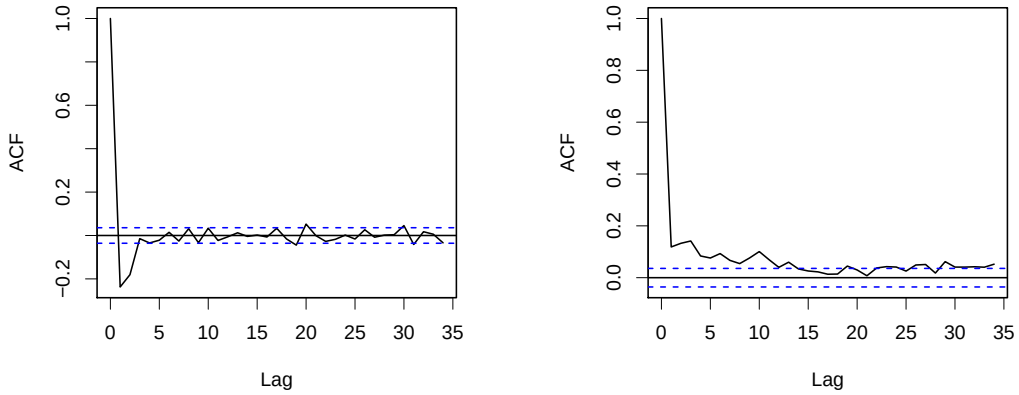

FIG. 3.18 – Fonction d'auto-correlation des rendements et de leur valeur absolue dans une simulation avec 50% de spéculateurs

Expérimentation : population mixte d'agents ZIT, fondamentalistes et spéculateurs

Nous avons vu précédemment, à travers des séries d'expérimentations distinctes, que l'utilisation par certains agents de signaux différents pour prendre leurs décisions n'influait

pas sur l'apparition des faits stylisés dans les dynamiques de prix. Dans cette partie, nous réunissons l'ensemble des comportements utilisés auparavant au sein du même environnement, afin de renforcer l'hypothèse que les faits stylisés semblent être présents dans les séries de prix quelque soient les comportements utilisés.

L'expérimentation présentée dans la suite est réalisée avec 3000 agents "Zero Intelligence", 3000 agents fondamentalistes et 3000 agents spéculateurs, dotés des comportements que nous avons décrits dans les trois parties précédentes. Ce choix arbitraire permet d'avoir une équité de représentation de chaque famille de comportement, mais toute simulation avec des proportions différentes est bien entendu envisageable.

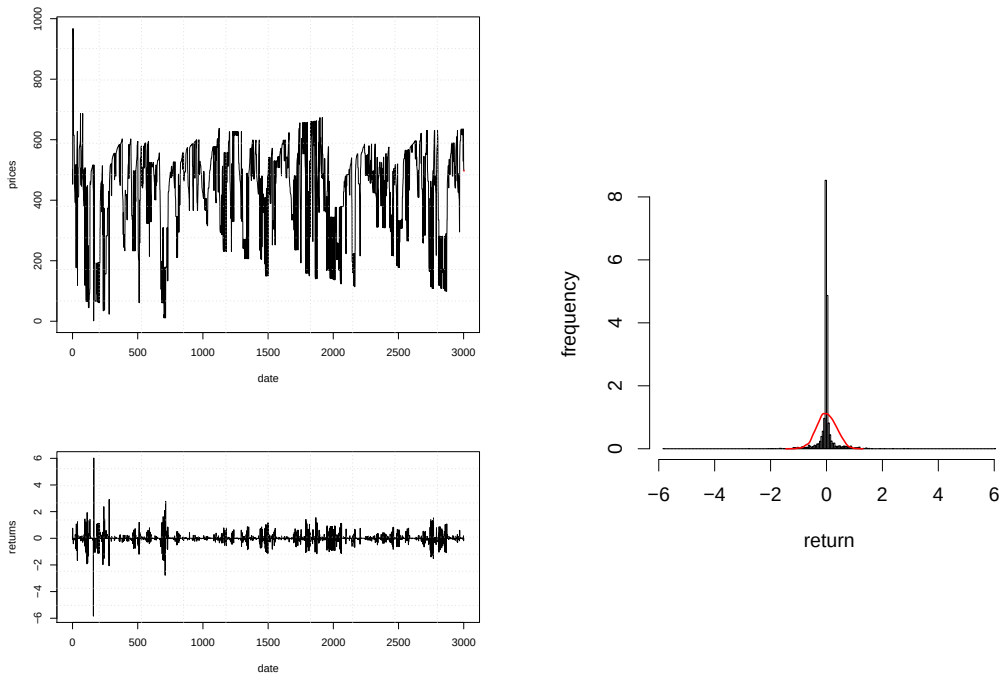

FIG. 3.19 – Prix, rendements, et distribution des rendements dans une simulation avec nos comportements zero intelligence, fondamentalistes et spéculateurs représentés de manière égalitaire

Nous pouvons remarquer, au travers de l'exemple de simulation illustré aux figures 3.19, 3.20 et 3.21, que les mêmes classes de faits stylisés sont présents dans cette simulation que dans la réalité : la distribution des rendements est leptokurtique, présente des queues épaisses et les rendements sont autocorrellés en valeur absolue sur une courte échelle de temps. L'amplitude de l'étirement de la distribution des rendements est cependant modifiée quantitativement : d'une kurtosis moyenne comprise entre 4 et 5 dans les simulations précédentes, la kurtosis passe ici en moyenne à 14. Cette différence s'explique par les différences qui existent entre les stratégies d'investissement des différents agents : les zero intelligence

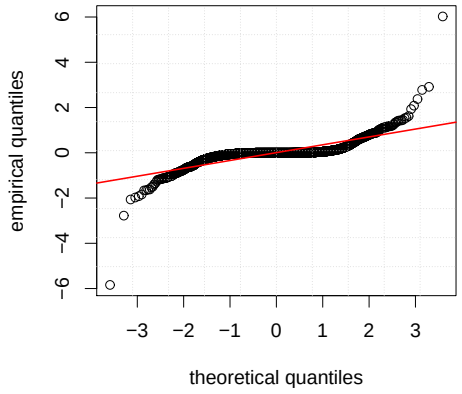

FIG. 3.20 – Comparaison quantile par quantile d'une distribution obtenue avec nos comportements zero intelligence, fondamentalistes et spéculateurs représentés de manière égalitaire et d'une distribution normale théorique

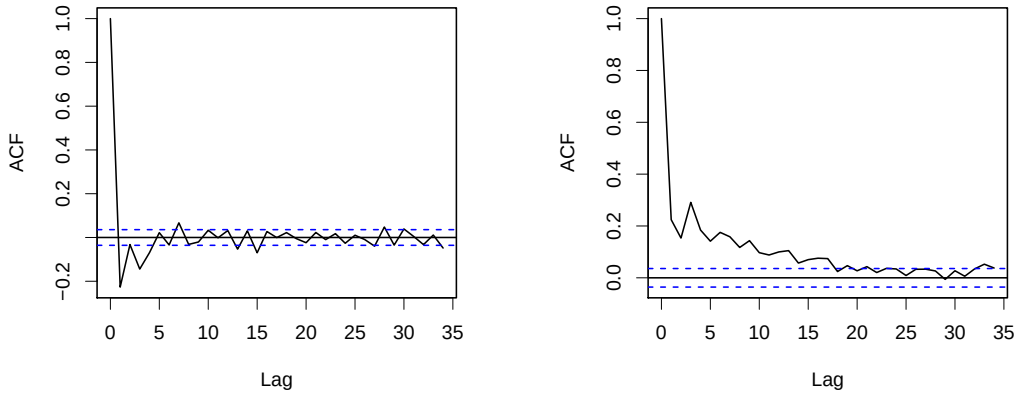

FIG. 3.21 – Fonction d'auto-correlation des rendements d'une simulation avec nos comportements zero intelligence, fondamentalistes et spéculateurs représentés de manière égalitaire et de leur valeur absolue

traders émettent des ordres avec des prix disséminés sur un intervalle très large, alors que les fondamentalistes et les spéculateurs émettent des ordres dans un intervalle plus réduit, centré sur le prix courant. Il existe donc des moments où l'amplitude des variations des rendements est très faible, ce qui correspond à des périodes durant lesquelles les ordres des fondamentalistes et des spéculateurs sont exécutés, et des périodes de variations de forte amplitude quand les ordres des ZIT sont exécutés, ce qui a tendance à amplifier la kurtosis de la distribution.

3.2.3 Conclusion

Nous avons présenté dans cette partie un modèle de marché adapté à la simulation de son fonctionnement à l'intérieur d'une journée de cotation. Ce modèle prend en compte la manière dont les agents interagissent localement en modélisant explicitement le carnet d'ordres et les ordres qu'émettent les agents pour exprimer leurs désirs de réaliser des échanges. La réalisation de ce modèle nous a ainsi permis d'étudier avec une démarche expérimentale la question de l'origine des faits stylisés observables dans les séries de rendements à l'intérieur d'une journée.

Pour identifier leur origine, nous avons adopté une démarche expérimentale en ajoutant progressivement des éléments au système en suivant notre formalisation de modèle de marché présentée précédemment : nous avons commencé par tester la micro-structure de notre marché artificiel avec un comportement simple, n'utilisant aucune information pour prendre ses décisions. Malgré le fait que les agents tirent les prix et les quantités associés à leurs ordres de manière uniforme et indépendemment de l'état courant du marché, nous avons pu observer des dépendances temporelles entre les rendements et des distributions leptokurtiques dans nos simulations. Cette première étape nous a par conséquent permis d'émettre l'hypothèse que les faits stylisés sont en grande partie dûs à la micro-structure du marché puisqu'aucun autre élément ne pouvait influencer les dynamiques de rendements dans cette expérimentation.

Pour mettre à l'épreuve la robustesse de ce résultat, nous avons ensuite réalisé deux séries d'expérimentations supplémentaires. La première introduit un nouvel élément dans la simulation : la possibilité pour les agents d'utiliser un flux d'informations exogène au marché pour prendre leurs décisions. Cet ajout, bien qu'il ait modifié la dynamique des *prix*, n'a peu ou pas modifié la dynamique des *rendements*. La troisième expérimentation, dans laquelle nous avons introduit une boucle de rétroaction "prix $\Leftrightarrow$ comportement" dans notre système par le biais d'un comportement spéculateur, nous a permis de renforcer encore ce résultat. Bien qu'un des faits stylisés (l'auto-correlation des rendements en valeur absolue) soit légèrement modifié par l'introduction de ce nouveau flux d'informations, l'émergence des faits stylisés n'est pas remise en cause.

A travers notre démarche expérimentale, nous émettons donc l'hypothèse que l'existence des faits stylisés observables à l'échelle de la journée sont indépendants des comportements des agents et des flux informationnels qu'ils utilisent pour prendre leurs décisions : la micro-structure du marché et la manière dont les agents interagissent à travers elle suffit à faire apparaître des dépendances temporelles entre les valeurs absolues des rendements et à rendre

leur distribution leptokurtique. Cependant, comme nous l'avons vu dans la dernière expérimentation, ces faits stylisés sont influencés dans leur amplitude par la nature des comportements des agents, ce qui renforce les résultats préliminaires obtenus par [Anufriev and Panchenko, 2006].

Chapitre 4

Dynamiques de prix multi-échelles

> *« I can calculate the motions of heavenly bodies, but not the madness of people. »*
> Isaac Newton, après avoir perdu 20 000£ suite à l'éclatement de la South Sea bubble

Les marchés financiers tiennent aujourd'hui une place centrale dans l'économie de la plupart des pays du monde, au point que si une variation importante des prix y est enregistrée, elle peut avoir des répercutions importantes sur l'ensemble du système économique. En effet, le pouvoir d'achat des ménages est lié aux valeurs des biens qu'ils ont acquis (immeubles, actions, obligations, produits d'épargne-prévoyance), la santé des entreprises aux valeurs de leurs cotation en bourse, et la santé des banques à leur capacité à dégager des profits aux travers de leurs activités boursières. Dans ce contexte, il devient donc un enjeu majeur de comprendre comment des changements brutaux dans les prix peuvent survenir, afin de mieux les anticiper ou, dans le meilleur des cas, de les prévenir.

En effet, de temps à autres, il est possible de discerner dans les cours de bourse des changements rapides et brutaux : lorsque cette variation est à la hausse, on la nomme *bulle*, ou *krach* lorsqu'elle est à la baisse. L'origine de ces phénomènes, et même leur simple existence, donne lieu à d'intenses débats depuis de nombreuses années. Il semblerait cependant, d'après certains théoriciens, que ces phénomènes soient dûs au comportement spéculatif d'une partie des investisseurs qui, quand le prix commence à suivre une tendance haussière, y voient une espérance de gains supérieure à la moyenne, et qui par un effet d'entraînement et un phénomène de masse, continueraient à entretenir cette tendance, créant ainsi une logique d'investissement auto-référentielle [Orléan, 1999].

Dans ce chapitre, nous examinons cette hypothèse à l'aide de simulations multi-agents, comme dans le chapitre précédent. Comme les bulles et les krachs sont des phénomènes macroscopiques, nous commençons par tester, à l'aide d'un des modèles de marché macroscopique présenté dans le premier chapitre et avec des comportements d'agents spéculatifs que nous avons développé, s'il est possible que des bulles émergent par la simple présence de stratégies d'investissement spéculatives dans une population d'agents non-spéculateurs,

appelés fondamentalistes. Une fois ce travail effectué, nous adaptons notre modèle de marché asynchrone présenté au chapitre précédent, afin qu'il soit en mesure de simuler le fonctionnement des marchés au delà d'une journée de cotation, afin d'étudier s'il est également possible de reproduire des phénomènes extrêmes dans un cadre réaliste.

Dans ce chapitre, nous commençons par présenter deux épisodes spéculatifs historiques puis nous présentons les différentes explications plausibles quand à leur formation. Dans une seconde partie, nous montrons comment il est possible de reproduire ces phénomènes à l'aide de simulation multi-agents en utilisant un modèle de marché simple, adapté à des simulation macroscopiques. Nous montrons ensuite que ces phénomènes sont également reproductibles grâce à notre modèle de marché asynchrone réaliste, qui permet d'obtenir des dynamiques de prix réalistes à la fois au niveau intrajournalier et inter-journaliers (sur plusieurs jours).

4.1 Ce que nous pensons savoir des bulles spéculatives, ce que nous ignorons

4.1.1 Les bulles à travers l'histoire

L'existence de bulles spéculatives dans les cours boursiers a toujours fait l'objet d'un débat intense en finance : pour certains théoriciens, ces bulles ne peuvent exister alors que pour d'autres, de nombreuses observations empiriques confirment leur existence. Pour mieux comprendre la difficulté de trancher dans ce débat en faveur de l'une ou l'autre de ses parties, il est nécessaire de reprendre la définition de bulle spéculative :

> Hausse forte des cours d'un titre, d'un secteur ou d'un indice, non liée à la croissance réelle de l'économie.

En d'autres termes, une bulle spéculative est une déviation des prix à la hausse par rapport au prix que le titre *devrait* avoir. Cette définition nous renvoie donc directement à la définition de *juste prix* que nous avons évoqué en 1.2.2 : pour pouvoir mettre en évidence l'existence d'une bulle spéculative sur un actif, il est essentiel de pouvoir calculer son juste prix, sa valeur fondamentale, afin de comparer le prix théorique avec le prix pratique. Or, comme nous l'avons vu, le calcul de ce *juste prix* est en pratique extrêmement compliqué à réaliser puisqu'il fait intervenir des valeurs incertaines (les rendements futurs de l'actif). Il est donc quasiment impossible de *prouver* qu'une bulle existe.

Cependant, à travers l'histoire des marchés financiers, de nombreuses observations empiriques semblent attester l'existence de bulles spéculatives. Un des exemples les plus connus est sans doute celui de la Tulipomania, bien que cet épisode de l'histoire ne se déroule pas sur un marché financier mais plutôt sur une forme primitive de marché de commodités (cf [Kindleberger, 2000] pour plus de détails). Aux Pays-Bas, au début du XVIIème siècle, posséder des tulipes rares était devenu un symbole de richesse et de puissance. En 1623, le marché de la tulipe est à son apogée : un bulbe de tulipe rare pouvait se vendre plus de

1000 florins, alors que le revenu moyen annuel de l'époque ne dépassait pas 150 florins. Devant cet engouement, nombre de spéculateurs sont apparus, achetant les bulbes des espèces les plus rares pour les revendre plus cher ensuite.De nombreuses transactions reposaient sur une économie d'endettement, les investisseurs empruntant de grandes sommes d'argent pour acheter des tulipes, certains de réaliser un bénéfice. Ce phénomène sans précédent arriva à son apogée en 1635 quand un bulbe de *Semper Augustus*, la plus célèbre des tulipes d'alors, fut vendu 6000 florins. En 1637, les prix étaient devenus tellement exorbitants que certains investisseurs, préssés par leurs prêteurs de rembourser, commencèrent à diminuer leurs prix de vente et pourtant, ne rencontrèrent pas d'acheteurs. Un mouvement de panique se répandit alors chez tous les investisseurs qui essayèrent à leur tour de revendre les tulipes dans lesquelles ils avaient investi, sans succès. Les prix chutèrent alors dramatiquement, jusqu'à ce que les bulbes payés plusieurs milliers de florins n'en valent plus que quelques-uns : des milliers d'investisseurs furent ruinés. Cette épisode illustre parfaitement le phénomène de bulle spéculative : la valeur fondamentale d'un bulbe de tulipe est très faible puisqu'il ne rapporte pas d'argent dans le futur et est éphémère. Pourtant, ils se sont échangés des centaines de fois plus chers que leur juste prix : on parle alors de bulle, suivie par un krach au moment où les prix rejoignent brusquement les fondamentaux.

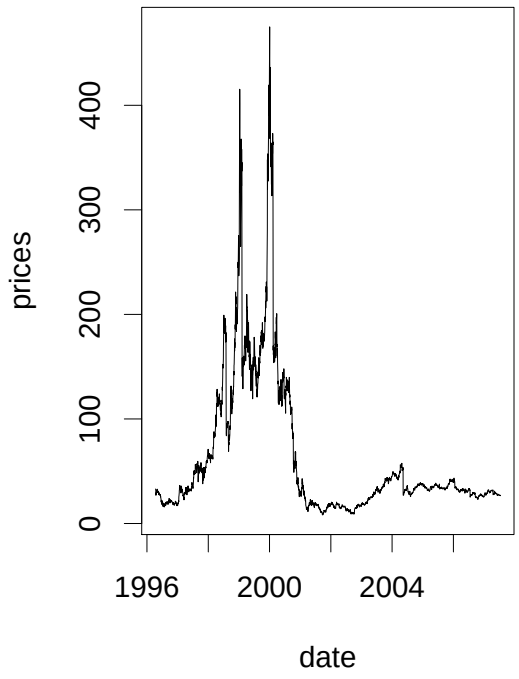

FIG. 4.1 – Cours journalier du titre Yahoo de 1996 à 2007 sur le Nasdaq

Bien qu'il soit plus facile d'analyser des évènements comme la Tulipomania avec le recul historique dont nous disposons maintenant, il est possible de faire des parallèles entre cet

évènement et d'autres plus récents comme l'épisode de la "bulle internet" à la fin des années 1990. Suite à l'essor des nouvelles technologies et au développement du réseau internet en 1994, de nombreuses nouvelles entreprises ont vu le jour. Confiants dans les promesses de rentabilité à long terme de ces start-up, les investisseurs ont déboursé des sommes colossales pour investir dans ce secteur, croyant que l'humanité était à l'aube d'une révolution industrielle et qu'ils allaient pouvoir s'enrichir grâce à la croissance économique qui s'en suivrait. Malheureusement, après quelques années (dès 2000), les rentabilités espérées ne furent pas au rendez-vous, et le déséquilibre entre les cotations boursières et les bénéfices réels des sociétés atteignit un si grand niveau que les investisseurs se rendirent compte de leur erreur. Ajouté à quelques grands scandales liés à la dissimulation de dettes contractées par ces sociétés (Enron, Worldcom, ...) à leurs investisseurs, le monde économique pris conscience que l'Eldorado promis par les nouvelles technologies ne serait jamais à la hauteur des espérances et des investissements qu'ils y avaient placé. Le krach inévitable qui s'en suivit conduit à la faillite de bon nombre de ces sociétés, même si quelques-unes comme Amazon ou Yahoo y survécurent. Cet épisode est illustré à la figure 4.1 : entre 1996 et 2000, le titre Yahoo alla jusqu'à décupler sa valeur, alors que le chiffre d'affaire de l'entreprise n'avait pas augmenté, pour finalement revenir à sa valeur initiale en 2001.

4.1.2 Bulles et théorie financière

Bien que bon nombre de théoriciens classiques de la finance remettent en cause l'existence même des bulles spéculatives en affirmant que le prix, pendant les périodes de bulles supposées, ne fait que refléter la fluctuation des fondamentaux au regard de l'information disponible à cette date, l'évidence empirique de leur existence a amené quelques chercheurs en finance à s'interroger sur l'origine de ces phénomènes.

Nous avons vu dans le premier chapitre que pour définir un comportement rationnel, il était possible de se baser sur la définition de la *valeur fondamentale* ou de *juste prix*, qui permet d'anticiper le prix d'un titre. Le calcul de ce juste prix est cependant uniquement basé sur le fait que le titre va rapporter à son possesseur un *dividende* pour toute la durée pendant laquelle il va le conserver. Or, bien que ce facteur soit déterminant de la rentabilité à long terme d'un titre, il n'intervient que très peu dans la rentabilité à court terme. Imaginons qu'un investisseur achète un titre pour un prix p_t à l'instant t. En $t+1$, cet investissement lui aura rapporté le dividende d_t, mais il aura aussi gagné ou perdu la différence de prix du titre entre p_t et p_{t+1}. Son gain G_t sera donc $G_t = d_t + (p_t - p_{t+1})$. La différence du prix entre t et $t+1$ est donc déterminant dans cette équation de rentabilité du titre à court terme. L'approche rationnelle, pour un investisseur désirant réaliser un investissement à court terme, ne sera donc plus de calculer avec le plus de précision possible la somme des dividendes futurs qu'il va toucher (la valeur fondamentale), mais la variation du prix, ce que certains nomment comme [Orléan, 1999], sa *valeur spéculative*. On ne parle plus alors de rationalité *fondamentaliste* mais de rationalité *stratégique* qui, si elle se généralise à l'ensemble du marché, devient une rationalité *auto-référentielle*.

Un investisseur *spéculateur* est un investisseur qui se préoccupe essentiellement de la *valeur spéculative* du titre. Contrairement à un *fondamentaliste*, qui essaye d'anticiper à long terme les changements dans l'économie, le spéculateur se préoccupe des changements du

marché : il élabore des croyances concernant la fluctuation des prix, et non des dividendes. Ces deux types de comportements ont été décrits dans [Keynes, 1936] sous le nom de *comportement d'entreprise* (que nous appelons ici fondamentaliste) et de *spéculation*. L'explication de l'origine de ces comportements est à chercher, d'après Orlean et Keynes, dans la *liquidité* des marchés financiers : plus un marché est liquide, c'est à dire plus il offre la possibilité de réaliser des transactions très rapidement sans taxes exorbitantes, plus la spéculation est favorisée. Comme nous l'avons vu précédemment, les marchés ont subi des mutations récemment (informatisation, allongement des heures d'ouverture), qui ont permis d'améliorer leur liquidité, et il semblerait que ces améliorations aient eu un impact important sur les stratégies des investisseurs : un titre était en moyenne conservé 7 ans en 1960, alors qu'aujourd'hui, il n'est conservé en moyenne que 9 mois ! Ces observations semblent donc conduire à la conclusion qu'actuellement, les stratégies spéculatrices dominent les stratégies fondamentalistes. C'est pourquoi certains, comme James Tobin, ont proposé d'instaurer une taxe sur tous les échanges afin de rendre les stratégies spéculatrices moins rentables que les fondamentalistes, ce qui avait d'ailleurs été déjà proposé par Keynes dans sa Théorie Générale, à une époque où pourtant, la liquidité des marchés était bien moindre que de nos jours :

> *Devant le spectacle des marchés financiers modernes, nous avons parfois été tentés de croire que si, à l'instar du mariage, les opérations d'investissement étaient rendues définitives ou irrévocables, hors le cas de mort ou d'autre raison grave, les maux de notre époque pourraient en être utilement soulagés ; car les détenteurs de fonds à placer se trouveraient obligés de porter leur attention sur les perspectives de long terme et sur celles-là seules.*[10]

4.2 Modélisation de comportements spéculatifs et émergence d'épisodes critiques

Dans cette section, nous présentons nos travaux visant à valider la possibilité de l'émergence de bulles spéculatives suite à l'adoption par une partie de la population des investisseurs d'une stratégie spéculative. Nous utilisons pour réaliser nos expérimentations un modèle de marché basé sur la loi de l'offre et de la demande, qui semble le plus à même de pouvoir capturer les phénomènes survenant à une échelle temporelle importante. Ces travaux ont donné lieu à deux publications : [Derveeuw, 2005a] et [Derveeuw, 2005b].

4.2.1 Modèle de marché et comportements d'agents utilisés

Modèle de marché

Pour modéliser le fonctionnement d'un marché à la journée, nous utilisons le modèle macroscopique proposé par [Palmer et al., 1994], basé sur la loi de l'offre et de la demande. Ce choix est justifié par le fait qu'ici, nous nous intéressons aux dynamiques à long terme du marché, contrairement au chapitre précédent dans lequel nous étions intéressés par les

[10] [Keynes, 1936], chapitre XII, p 25

dynamiques de rendements à l'intérieur d'une journée de cotation. En effet, la loi de l'offre et de la demande (popularisée par [Marshall, 1890]) stipule que si des agents *rationnels* (qui essayent de maximiser leurs revenus) échangent un bien dans un système à *concurrence parfaite* (dans lequel l'accès à l'information est rapide et homogène pour tous les agents), alors le déséquilibre offre/demande est un bon modèle de formation du prix.

Le modèle de marché est basé sur une unique équation qui reflète cette loi (quand la demande augmente, le prix augmente, et inversement) :

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

où B_t est le nombre de demandes et O_t le nombre d'offres et β un paramètre qui contrôle l'impact du déséquilibre entre l'offre et la demande sur l'évolution du prix.

Ce modèle, contrairement au précédent, ne tient pas compte des interactions locales qui existent entre les agents sur le marché : ici, un pas de temps correspond à une journée de cotation, et le prix produit p_t peut être assimilé au prix de clôture du marché à la fin de la journée. De plus, les agents n'expriment plus leurs désirs sous la forme d'ordres limites, mais seulement avec une direction (achat, vente), puisque les ordres n'ont plus de sens au niveau macroscopique.

Modèle du monde

Nous avons vu précédemment que pour former des anticipations à long terme, certains investisseurs essayent de calculer la valeur fondamentale du titre, c'est à dire sa valeur réelle en tenant compte des dividendes qu'il rapportera dans le futur. Ce calcul étant un processus complexe, basé sur la prise en compte de l'ensemble des informations disponibles et sur l'anticipation des revenus futurs rapportés par le titre, nous prenons le parti de mettre cette valeur à disposition des agents dans nos simulations sous la forme d'un signal numérique. Ce choix a de plus l'avantage de permettre à l'expérimentateur d'observer la valeur fondamentale et ainsi de pouvoir constater l'existence de bulles ou de krachs, ce qui n'est pas possible sur des séries de prix réelles.

Ce modèle doit représenter l'agrégation de l'ensemble des informations disponibles exogènes au marché : il est donc assimilable à un signal numérique qui serait en quelque sorte un reflet du *juste prix* puisque ce dernier est justement le prix intégrant l'ensemble des informations disponibles. Nous avons choisi ici d'utiliser un modèle du monde dans lequel les informations sont *identiquement et indépendemment distribuées*. Nous utilisons donc une marche au hasard pour représenter le monde.

$$i_t = i_{t-1} + \epsilon_t$$

où $\epsilon_t \sim \mathcal{N}(0, \sigma)$

Comportements

D'après ce que nous avons vu dans la première section, il semblerait que les bulles soient causées par une déviation progressive des investisseurs vers un comportement spéculateur, qui prend l'ascendant sur les stratégies d'investissement basées sur l'observation de la valeur fondamentale du titre. Pour tester cette hypothèse dans notre environnement simulé, il convient donc de disposer d'au moins deux comportements différents : un comportement fondamentaliste, qui, à partir des informations disponibles, essaye de prendre une décision maximisant ses revenus futurs, et un comportement spéculateur, qui, dès qu'il détecte une tendance à long terme dans les prix, essaye d'en profiter pour maximiser son profit à court terme. Pour développer ces deux types d'agents, nous nous basons sur la structure des agents de [Palmer et al., 1994] que nous avons présentés dans le premier chapitre.

Dans sa version originale, ce comportement base son analyse du marché sur des indicateurs à la fois techniques (des moyennes glissantes pour détecter des tendances) et des indicateurs fondamentaux (le signal informationnel exogène au marché). Comme notre but, dans cette partie, est de déterminer si le passage d'une partie de la population d'un comportement fondamentaliste à un comportement spéculateur peut être à l'origine de la formation d'une bulle, cette dualité du comportement proposé par Palmer et al. est gênante. En effet, dans leurs travaux, les deux rationnalités sont présentes dans chaque agent sans qu'aucun mécanisme de passage de l'une à l'autre n'existe : les agents sont à la fois fondamentalistes et à la fois spéculateurs. Nous proposons donc de développer deux comportements distincts, l'un ancré sur les fondamentaux et l'autre spéculateur pour séparer de manière distincte les deux stratégies d'investissement, tout en gardant la base cognitive développée par Palmer et al.

Le premier comportement, fondamentaliste, est basé sur les règles présentées à la table 4.2.1.0. Comme nous l'avons vu dans le premier chapitre (cf figure 2.12), chaque agent dispose d'un certain nombre de chromosomes, ou règles, dont chacun des gènes (indicateurs) peut prendre la valeur {`0`, `1`, #}. Chacun de ces gènes, associé à une des règles présentées à la table 4.2.1.0, permet donc l'expression de différents critères comme par exemple "le prix du titre `est`, `n'est pas`, `est ou n'est pas` au moins 40% au dessus de sa valeur fondamentale". La valeur de chacun de ces gènes et surtout, ce qui est à notre avis critique, la décision associée à chaque chromosome est tirée au hasard pour tous les chromosomes de tous les agents en début de simulation. Le principal problème de cette méthode est que des règles peuvent être en totale opposition avec la notion de comportement fondamentaliste : on peut obtenir des règles du type "si l'action est sur-cotée, alors acheter". Pour pallier ce problème, nous proposons donc d'ajouter une procédure de rationalisation des décisions, qui est exécutée chaque fois qu'un nouveau chromosome est créé (en début de simulation, ou à chaque fois que l'algorithme génétique procède à une reproduction entre règles). Cette procédure de rationalisation est présentée à la table 4.2.1.0 : comme l'expression complète d'un chromosome dans ce comportement correspond à trouver un encadrement du rapport $\frac{\text{prix}}{\text{valeur fondamentale}}$, nous déterminons pour chacun de ces encadrement la décision rationnelle à prendre d'un point de vue fondamentaliste. Ainsi, chaque fois qu'une règle est activée par un agent, nous sommes sûrs qu'elle correspond effectivement à l'expression de cette stratégie d'investissement.

Gène	Indicateur de marché
1	$p_t/vf_t > 0.2$
2	$p_t/vf_t > 0.4$
3	$p_t/vf_t > 0.6$
4	$p_t/vf_t > 0.8$
5	$\frac{p_t}{vf_t} > 1.0$
6	$\frac{p_t}{vf_t} > 1.2$
7	$\frac{p_t}{vf_t} > 1.4$
8	$\frac{p_t}{vf_t} > 1.6$
9	$\frac{p_t}{vf_t} > 1.8$
10	$\frac{p_t}{vf_t} > 2.0$

TAB. 4.1 – Chromosome du comportement fondamentaliste

$p_t/vf_t \in$	Action correspondante
$[0.0, 0.8]$	`1` $\Rightarrow$ acheter
$[1.2, 2.0]$	`-1` $\Rightarrow$ vendre
$[0.0, \gamma\ ]$ with $\gamma > 0.8$	`0` $\Rightarrow$ ne rien faire
$[\gamma\ , 2.0]$ with $\gamma < 1.2$	`0` $\Rightarrow$ ne rien faire
$[0.0, 2.0]$	`0` $\Rightarrow$ ne rien faire

TAB. 4.2 – Règles de rationalisation du comportement fondamentaliste

Le deuxième comportement, spéculateur, utilise uniquement des indicateurs techniques pour prendre ses décisions. Ces derniers sont détaillés à la table 4.2.1.0. Ces indicateurs servent à mesurer des tendances, à court, moyen ou long terme, grâce à des moyennes glissantes (gènes 3 à 6) ou à des comparaisons par rapport à des médianes (gènes 7 à 9). L'expression complète d'un chromosome correspond donc à une impression de l'agent sur la tendance globale du marché. Si cette impression est globalement à la hausse, la décision rationnelle pour un spéculateur est d'acheter. Si au contraire, la tendance est baissière, le comportement rationnel est de vendre avant de subir trop de pertes. De même que pour le comportement précédent, les chromosomes doivent être rationalisés si nous voulons garantir que notre agent prenne bien des décisions rationnelles pour un spéculateur. Pour réaliser cet objectif, nous commençons par déterminer pour chaque règle si, au regard de l'état courant du marché, elle indique une supposée tendance à la hausse, à la baisse ou à la stationnarité des prix.

Les bits 1, 2, 7, 8, 9 sont considérés individuellement. Prenons l'exemple du bit 8 : nous testons explicitement si le prix est au dessus ou en dessous de la médiane de l'intervalle défini par le plus bas et le plus haut prix sur les 100 derniers jours. Si le prix est au dessus, le prix est supposé monter, alors que s'il est en dessous, le prix est supposé descendre. Si par exemple, nous nous trouvons dans le premier cas, ce bit influencera l'agent à acheter de nouveaux titres. Les bits 3 à 6 sont traités séparément : les bits 3 et 4 sont considérés comme une paire, ainsi que les bits 5 et 6. La première paire est une estimation de la tendance du marché à court terme, tandis que la seconde est une estimation de la tendance des prix à long terme. Considérons par exemple le cas où les bits 3 et 4 prennent respectivement les valeurs 0 et 1. Dans ce cas, il est faux d'affirmer que le prix est au dessus de la moyenne mobile sur les 5 derniers jours, tandis qu'il est au dessus de la moyenne sur les 10 derniers. Nous considérons dans ce cas que l'information n'est pas suffisamment claire pour permettre à l'agent d'être influencé sur une option à l'achat ou à la vente, qui sont donc chacune influencées par un facteur 0.5. Si ces bits prennent respectivement des valeurs de 1 et 1, la tendance est

Gène	Indicateur de marché
1	$p_t > p_{t-1}$
2	$p_t > p_{t-2}$
3	$p_t > 1/5 \times \sum_{i=t-1}^{t-5} p_i$
4	$p_t > 1/10 \times \sum_{i=t-1}^{t-10} p_i$
5	$p_t > 1/100 \times \sum_{i=t-1}^{t-100} p_i$
6	$p_t > 1/250 \times \sum_{i=t-1}^{t-250} p_i$
7	$p_t > 1/2[Minp_i + Maxp_i]_{i \in [t-1,t-10]}$
8	$p_t > 1/2[Minp_i + Maxp_i]_{i \in [t-1,t-100]}$
9	$p_t > 1/2[Minp_i + Maxp_i]_{i \in [t-1,t-250]}$

TAB. 4.3 – Chromosome de notre comportement spéculateur

$gene_i$	1	0	#	0	1	#	#	0	1
$gene_{i+1}$	1	0	#	1	0	0	1	#	#
Rationalisation partielle	1	-1	0	{0.5, -0.5}	{0.5, -0.5}	-1	1	-1	1

TAB. 4.4 – Rationnalisation des règles spéculatives quand $i \in \{3, 5\}$

par contre clairement à la hausse, et les agents sont donc influencés à demander des titres. L'ensemble des configurations possibles pour ces bits est résumée à la figure 4.2.1.0.

Il est aisé d'imaginer que de tels agents mènent les prix à une croissance infinie ou à une chute brutale : une hausse des prix entraîne des achats qui entraînent une hausse, et ainsi de suite. Comment cette tendance peut-elle alors s'inverser ? D'après [Orléan, 1999], un des indicateurs principaux observés par les spéculateurs est la liquidité du marché : l'idée est qu'ils désirent être en permanence en mesure de se défaire de leur position, c'est à dire de vendre les titres qu'ils possèdent s'ils désirent récupérer un profit. Cela implique donc qu'il doit toujours y avoir suffisamment d'agents qui se portent contrepartie sur le marché, pour qu'ils puissent être sûrs d'être exécutés s'ils le désirent. Ils suivent donc la tendance du marché uniquement s'ils ont confiance en sa liquidité. Nous avons inclus cette idée dans nos agents avec les règles suivantes :

- chaque agent possède son propre seuil en-deçà duquel il considère que le marché n'est plus suffisamment liquide pour le prévenir de tout risque de position.
- quand ce seuil est atteint, les agents adoptent une position inverse de celle qu'ils auraient prise sans considérer ce paramètre, ce qui lui permet de sortir du marché avant de se retrouver dans une situation de blocage.

4.2.2 Expérimentations

Comme notre but est ici de déterminer si le passage d'une partie de la population d'un comportement fondamentaliste à un comportement spéculateur peut amener à la formation

d'une bulle spéculative, nous adoptons une démarche expérimentale consistant à ajouter petit à petit à une population de fondamentaliste des agents spéculateurs.

Nous commençons par une première expérience, avec une population "témoin" composée de 100% de fondamentalistes. Nous vérifions que ces agents sont capables de produire des dynamiques de prix encadrant correctement le *juste prix* (produit par notre moteur informationnel). Cette expérimentation est présentée à la figure 4.2 : les fondamentalistes arrivent à approximer correctement le signal informationnel après une brève période d'apprentissage et ne dévient par la suite jamais des fondamentaux. Le marché est donc *informationellement efficient* au sens de Fama bien que les agents soient inductifs et en rationalité limitée ce qui rejoint les résultats obtenus par [Baron et al., 1999]. Le remplacement progressif d'agents fondamentalistes par des agents spéculateurs dans la suite des expériences (figures 4.3 et 4.4) n'influe pas la tendance globale des prix, toujours proche des fondamentaux, mais seulement sa volatilité, qui augmente progressivement.

Aux alentours des 70% de spéculateurs dans la population (cf figure 4.5), la dynamique de prix change complètement : même si par moments, les prix restent comme précédemment corréllés avec les fondamentaux, on assiste à l'émergence d'épisodes critiques, au cours desquels le prix dévie pendant de nombreuses itérations consécutive des fondamentaux. Ces périodes prennent fin par une brusque chute des prix et un retour aux fondamentaux : de plus en plus d'agents, devant l'envolée des prix, se portent acquéreurs de titres, ce qui a pour effet de diminuer le nombre de vendeurs potentiels. La liquidité diminue donc progressivement à mesure que les prix augmentent, ce qui a pour effet de faire peur aux agents spéculateurs, une fois leur seuil de tolérance au manque de liquidité dépassé : ils inversent alors leurs positions et deviennent vendeurs, ce qui explique le brusque retour des prix aux fondamentaux. Un tel épisode est illustré en détails à la figure 4.6.

4.2.3 Conclusion

Dans cette partie, nous avons réussi à produire des dynamiques de prix à long terme vraisemblables, avec des agents dont la stratégie a un sens économique, contrairement aux agents du chapitre précédent. Ce résultat nous permet de faire l'hypothèse que si une partie d'une population d'investisseurs choisit d'adopter un comportement spéculatif, alors les prix ont de fortes chances d'être éloignés suffisamment longtemps des fondamentaux pour parler de bulle spéculative.

Cependant, bien que la dynamique générale des séries de prix dans ces simulations soit satisfaisante, elles ne sont pas complètement satisfaisantes au niveau des rendements. La figure 4.7 présente une comparaison statistique des cours générés par notre marché artificiel pendant une période de bulle et le cours du titre Yahoo pendant une période similaire : dans le cas du titre Yahoo, la distribution est légèrement leptokurtique et présente des queues épaisses, alors que dans la série obtenue par simulation, la distribution des rendements est quasiment uniforme pour les valeurs proches de la moyenne. Ce manque de réalisme des série de rendements est probablement causé par le modèle de marché utilisé qui est une

approximation grossière du fonctionnement d'un marché, faite à partir d'une loi macroscopique qui ne prend pas en compte la manière dont les agents interagissent sur les marchés réels.

Jusqu'à présent, nous avons donc d'un côté un modèle adapté à la simulation de marché au niveau intraday (présenté dans le chapitre 3), qui produit des séries de rendements réalistes, mais qui n'est pas satisfaisant au niveau des dynamiques de prix à long terme qu'il engendre. De l'autre, nous avons un modèle produisant des dynamiques de prix à long terme satisfaisantes, mais pauvre en terme de réalisme statistique. Il paraît donc inévitable d'associer ces deux approches, pour essayer d'obtenir un modèle adapté à la simulation des marchés quelle que soit l'échelle temporelle choisie.

4.3 Unification des approches intra-journalière et inter-journalière

Notre objectif étant d'obtenir un modèle de marché réaliste tant sur le plan microscopique (propriétés statistiques des rendements intra-journaliers) que macroscopiques (dynamiques de prix inter-journalières), nous devons réussir à unifier les meilleures propriétés de nos deux modèles afin d'en obtenir un seul, satisfaisant à toutes les échelles temporelles. Dans le chapitre 3, nous avons vu que la micro-structure du marché semble tenir une grande place dans l'origine des faits stylisés observables à l'échelle de la journée. Le manque de réalisme statistique des séries de prix obtenues avec le second modèle semble donc provenir du fait qu'il réduise le rôle du marché à une simple mise en opposition de l'offre et de la demande. Pour obtenir des dynamiques macroscopiques réalistes à toutes les échelles, il semble donc nécessaire de prendre en compte la structure du marché.

4.3.1 Extension du modèle à carnet d'ordres

Notre modèle asynchrone reproduit de manière réaliste les mécanismes d'échanges à l'intérieur d'une journée de cotation. Si on se place au niveau journalier, de nouveaux mécanismes dans la micro-structure du marché font leur apparition : au début de chaque journée, le carnet d'ordres est vidé de l'ensemble des ordres passés la veille. Nous incorporons donc cette propriété dans notre modèle, en définissant la notion de *journée de cotation*. Comme nous ne disposons pas de temps absolu dans notre modèle, la durée d'une journée doit être définie en terme de nombre d'échanges réalisés ou en terme de nombre de tours de paroles accordés aux agents. Une fois une de ces journée finie, nous supprimons l'ensemble des ordres présents dans le carnet, de façon à reproduire ce qui se passe sur les marchés réels.

Dans le chapitre précédent, nous avons mis en évidence qu'il était possible d'obtenir des dynamiques de *rendements* réalistes sans que les agents n'utilisent de flux d'informations exogène au marché. Cependant, dans ce chapitre, comme nous nous interessons aux dynamiques à long terme des série de *prix*, nous ne pouvons nous passer de valeurs de référence auxquelles les agents peuvent s'ancrer pour prendre leurs décisions. En effet, comme nous l'avons vu précédemment, il faut être capable de comparer le prix observé avec la valeur fondamentale du titre pour pouvoir identifier une bulle ou un krach. Nous incorporons

par conséquent le moteur d'informations utilisé dans la section précédente à notre modèle de marché asynchrone. Cependant, alors que dans le modèle précédent, une itération correspond à une journée de cotation, l'échelle temporelle est différente dans le modèle asynchrone. Nous devons donc déterminer à quelle fréquence les nouvelles sont publiées. Nous choisissons de publier ces nouvelles entre chaque journée : ce choix permet d'une part de prendre en compte l'accumulation d'informations non traitées par les opérateurs pendant la période de fermeture du marché (la nuit), et d'autre part, de représenter l'agrégation des informations occurant sur une journée en un seul signal numérique, ce qui évite de publier un trop grand nombre d'informations et de complexifier les simulations. Dans notre modèle, le signal informationnel suit donc une progression par paliers : il est constant pendant une journée de cotation, puis est modifié une fois le marché fermé et le carnet d'ordres vidé.

4.3.2 Expérimentations

Nous adoptons, dans cette série d'expérimentations la même démarche que précédemment : nous définissons un comportement fondamentaliste, qui analyse les informations exogènes au marché pour prendre ses décisions, et un comportement spéculateur, qui cherche à détecter des tendances dans les prix afin d'en tirer un bénéfice à court terme. Le comportement fondamentaliste que nous utilisons est le même que celui présenté dans la partie 3.2.2.

De la même façon que dans la section précédente, le comportement spéculateur essaye de déterminer des tendances dans les prix. Pour cela, il compare la moyenne glissante à court terme et la moyenne glissante à long terme des prix. Si la moyenne glissante à court terme est supérieure à la moyenne glissante à long terme, il estime que le marché est à la hausse, et émet donc un ordre d'achat pour un prix légèrement supérieur au prix courant, estimant que le prix va continuer à augmenter dans un futur proche. Si au contraire, il détecte une tendance à la baisse dans les prix, il émet un ordre de vente pour un prix légèrement inférieur au dernier prix observé sur le marché, ce qui lui permet de se dégager de sa position et d'éviter la banqueroute si les prix continuent à chuter.

L'agent spéculateur, en plus de s'intéresser aux tendances dans les prix, observe également la liquidité du marché : lorsqu'il achète des titres durant une tendance à la hausse du marché, il désire réaliser un profit à court terme. Il prend cependant un risque puisqu'il transforme son capital monétaire en titres, en espérant que cette tendance se poursuive. Lorsque la liquidité (c'est à dire le nombre d'échanges) diminue, le risque qu'il prend augmente puisque si la tendance des prix venait à s'inverser, il aurait plus de mal à revendre ses titres. Nous ajoutons donc une notion de *peur* à nos agents spéculateurs, de façon à ce qu'ils vendent les titres qu'ils possèdent si la liquidité du marché passe en dessous d'un certain seuil. Cette idée est similaire à celle exposée au paragraphe 4.2.

Ce comportement est détaillé à la figure 4.8.

Dans cette série d'expérimentations, nous adoptons la même démarche expérimentale que précédemment : à partir d'une population composée initialement de 100% d'agents fondamentalistes, nous modifions au fur et à mesure cette proportion en ajoutant des spécula-

teurs dans la population. Cette méthode nous permet de déterminer si les agents spéculateurs sont capables, en étant suffisamment nombreux, d'influencer le cours des prix et de modifier radicalement sa dynamique macroscopique.

Nous commençons cette série d'expérimentations en utilisant une population composée uniquement d'agents fondamentalistes afin de vérifier que ces derniers parviennent à intégrer les informations exogènes au marché dans la dynamique des prix. Cette première expérience nous servira de base de comparaison pour les résultats obtenus avec des populations mixtes. La figure 4.9 montre une dynamique de prix obtenue avec cette population initiale : les agents intègrent parfaitement l'information (courbe rouge) dans les prix (courbe noire). Cette observation est confirmée par l'étude de la correlation entre les séries de prix et de la valeur fondamentale (cf tableau 4.5) : le taux de correlation est de 0.998 en moyenne, ce qui implique que les deux courbes co-évoluent presque parfaitement.

Dans notre seconde série d'expérimentations, nous introduisons 30% d'agents spéculateurs dans la population initiale. L'ajout de ces spéculateurs influence peu la dynamique globale des prix (cf figure 4.10) : hormis quelques brèves déviations de la valeur fondamentale de très faible amplitude, les prix continuent de refléter la dynamique des informations exogènes utilisées par les fondamentalistes pour prendre leurs décisions. La correlation entre les deux séries diminue très légèrement mais est en moyenne de 0.98, ce qui signifie que les deux courbes co-évoluent, et que l'introduction des spéculateurs n'a que peu d'influence sur cette relation.

Pourcentage d'agents spéculateurs	0%	30%	50%	60%
Correlation moyenne	0.999	0.988	0.859	0.742

TAB. 4.5 – Correlation moyenne entre la dynamique des prix et la valeur fondamentale suivant la proportion d'agents spéculateurs dans la population

A partir d'une proportion de 50% d'agents spéculateurs dans la population, les propriétés des séries de prix changent de manière significative : des bulles font leur apparition (cf figure 4.11). Durant ces périodes, les agents réalisent des échanges à un prix nettement supérieur à celui de la valeur fondamentale, jusqu'à ce qu'une diminution du nombre d'échanges sur le marché entraîne un mouvement de panique chez les spéculateurs, qui se mettent alors à vendre massivement leurs titres, entraînant un krach, puis un réajustement des prix avec leur valeur fondamentale. Le détail d'une de ces bulles spéculatives est présenté à la figure 4.13. La correlation entre les séries de prix et la valeur fondamentale diminuent également fortement (cf tableau 4.5) et passe de 0.999 sans agents spéculateurs à 0.859 pour une population avec 50% d'agents spéculateurs.

De la même manière que dans la section précédente, nous mettons donc en évidence la possibilité que des bulles spéculatives apparaissent dans les séries de prix si une partie de la population des agents économique adopte un comportement spéculatif. La principale différence se situe ici dans la façon dont ces dynamiques sont produites : les prix observés ici sont chacun le résultat d'une journée de cotation entière, au cours de laquelle sont réalisés des échanges réalistes entre les agents, ce qui n'est pas le cas dans le modèle utilisé à la

section précédente. De plus, ces résultats sont obtenus avec des comportements spéculateurs cohérents avec les observations de certains théoriciens comme [Orléan, 1999] qui insistent sur l'importance que les opérateurs accordent à la liquidité du marché.

En plus d'être réalistes au niveau macroscopique, les dynamiques de prix produites par notre modèle sont réalistes au niveau microscopique. La figure 4.14 présente une comparaison des propriétés statistiques des cours du titre Yahoo pendant une période de bulle, avec celles engendrées par notre modèle réaliste pendant une période de bulle spéculative : les deux distributions exhibent les mêmes propriétés. Leur Kurtosis est importante (38 Yahoo, 23.9 en moyenne dans nos simulations).

4.3.3 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté la notion de bulle spéculative. Ces bulles sont des phénomènes extrêmes, observables à une échelle temporelle plus grande que les faits stylisés que nous avons étudié dans le chapitre précédent. Certains théoriciens de la finance émettent l'hypothèse que ces bulles sont causées par une attitude spéculative de la part des investisseurs, qui, en essayant de maximiser leurs profits à court terme, poussent artificiellement les prix d'un titre à la hausse sans tenir compte de sa valeur fondamentale.

Nous avons examiné cette hypothèse sous l'éclairage nouveau des simulations multi-agents. Tout d'abord, nous avons montré à l'aide d'un modèle de marché centré groupe qu'il était possible de faire émerger des bulles spéculatives si un nombre suffisant d'agents dans la population des investisseurs adopte une stratégie spéculative. Cependant, les dynamiques de prix engendrées par ce modèle ne sont pas totalement réalistes : les propriétés statistiques de leurs rendements ne correspondent pas à celles des rendements observés dans la réalité.

Nous avons donc, dans une seconde partie, adapté notre modèle de marché réaliste présenté dans le chapitre précédent, afin de modéliser le fonctionnement du marché à l'échelle de la journée. Pour être à même de caractériser des bulles, nous avons également modélisé un signal informationnel qui, à l'échelle de la journée, donne aux agents une estimation de la valeur fondamentale du titre afin qu'ils puissent s'en servir pour prendre leurs décisions. Nous avons ensuite défini deux comportements : un fondamentaliste, qui base ses décisions sur une estimation de la valeur fondamentale donné par le signal informationnel, et un spéculateur, qui cherche à découvrir des tendances dans les prix et à en profiter tant que la liquidité du marché est suffisante pour lui éviter une trop grande prise de risque. Nous avons réussi à montrer qu'il était possible de provoquer l'émergence de bulles spéculatives à condition qu'une partie suffisante de la population des investisseurs adopte une stratégie spéculatrice, tout en conservant des propriétés statistiques réalistes dans les séries de rendements.

Ce travail nous a donc conduit à élaborer un modèle de marché complet, au comportement réaliste tant au niveau microscopique qu'au niveau macroscopique. Bien que les bulles spéculatives soient provoquées par le *comportement* des agents, la micro-structure du marché semble conserver un rôle essentiel dans le réalisme des propriétés statistiques des séries de prix obtenues.

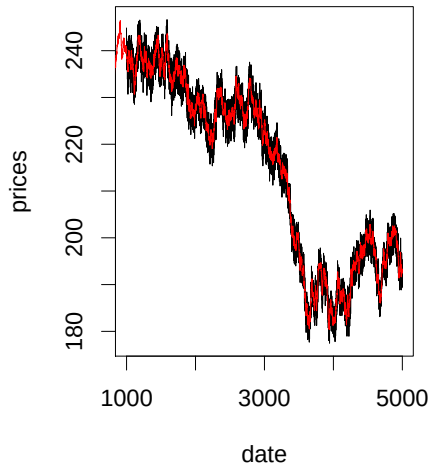

FIG. 4.2 – Dynamique de prix du modèle macroscopique avec 100% de fondamentalistes et 0% de spéculateurs (La courbe des prix est en noir, et la valeur fondamentale en rouge)

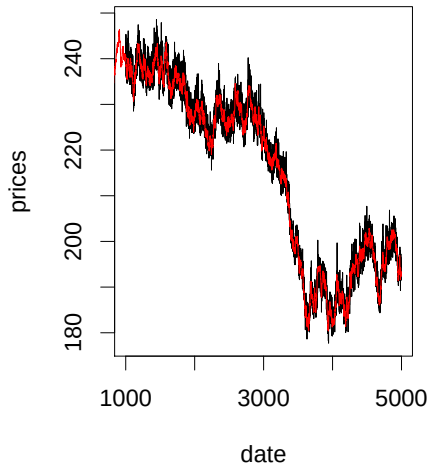

FIG. 4.3 – Dynamique de prix du modèle macroscopique avec 75% de fondamentalistes et 25% de spéculateurs (La courbe des prix est en noir, et la valeur fondamentale en rouge)

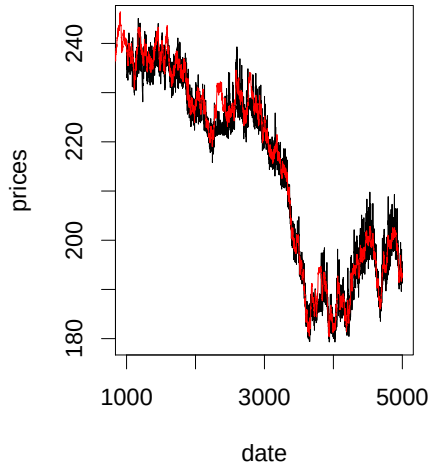

FIG. 4.4 – Dynamique de prix du modèle macroscopique avec 50% de fondamentalistes et 50% de spéculateurs (La courbe des prix est en noir, et la valeur fondamentale en rouge)

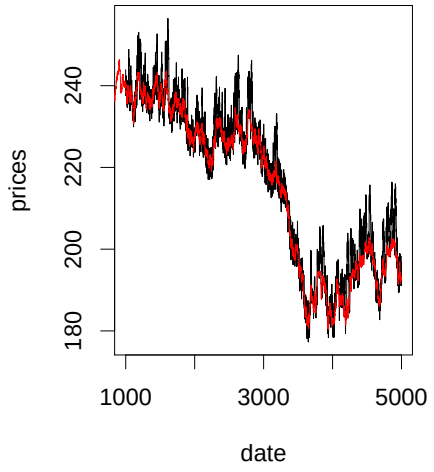

FIG. 4.5 – Dynamique de prix du modèle macroscopique avec 30% de fondamentalistes et 70% de spéculateurs (La courbe des prix est en noir, et la valeur fondamentale en rouge)

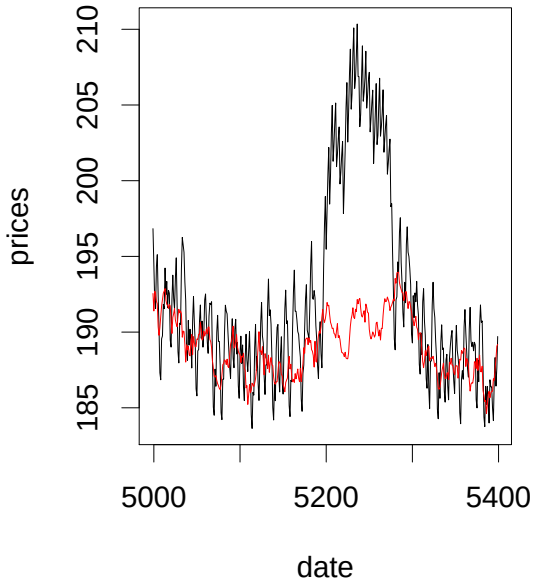

FIG. 4.6 – Détail d'une bulle obtenue avec notre simulation macroscopique du marché

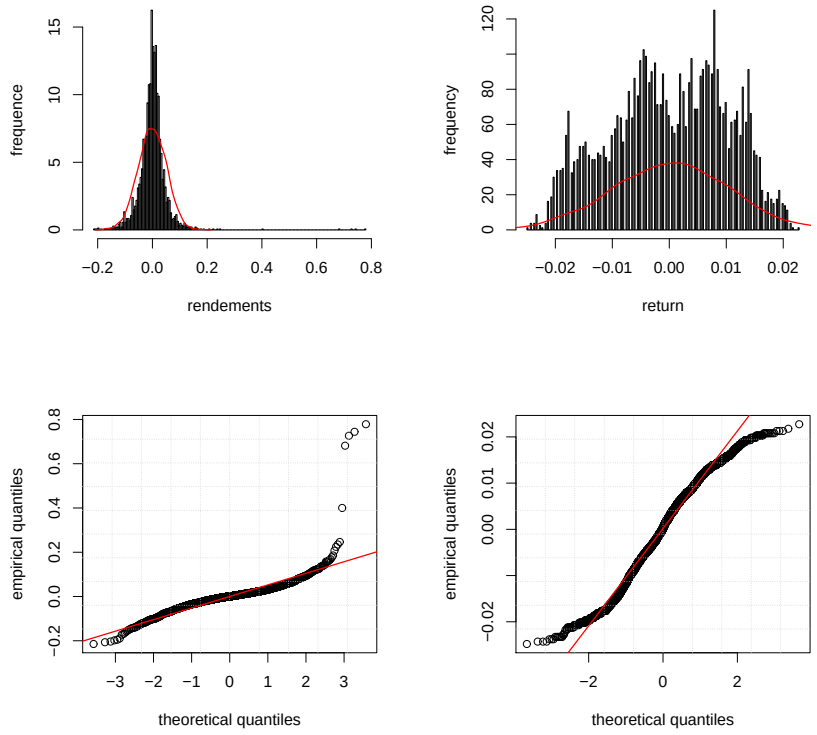

FIG. 4.7 – Comparaison des propriétés statistiques du cours du titre Yahoo (colonne de gauche) avec celles des dynamiques obtenues avec notre modèle centré groupe (colonne de droite)

```
paramètres :
  MCT        : moyenne glissante des prix à court terme
  MLT        : moyenne glissante des prix à long terme
  Activation : pourcentage de variation du prix considéré comme
               une hausse/baisse significative des prix
  Marge      : pourcentage que l'agent est prêt à ajouter ou
               enlever au prix courant pour être sûr d'obtenir
               ou de vendre des titres
  MV         : moyenne des volumes échangés sur la journée
  FearFactor : limite à partir de laquelle l'agent considère
               que la liquidité du marché n'est pas suffisante

si MV > FearFactor
  Emettre un ordre :
    vente
    à (1 - random(0, Marge))*MeilleureLimiteVendeur
    de random(1, nombre de titres possédés)
sinon si MCT > (1 + Activation)*MLT
  Emettre un ordre :
    achat
    à (1 + random(0, Marge))*PrixDernierEchange
    de random(1, (capital/prix)) titres
sinon si MCT < (1 - Activation)*MLT
  Emettre un ordre :
    vente
    à (1 - random(0, Marge))*PrixDernierEchange
    de random(1, nombre de titres possédés)
```

FIG. 4.8 – Détail du fonctionnement de notre comportement spéculateur

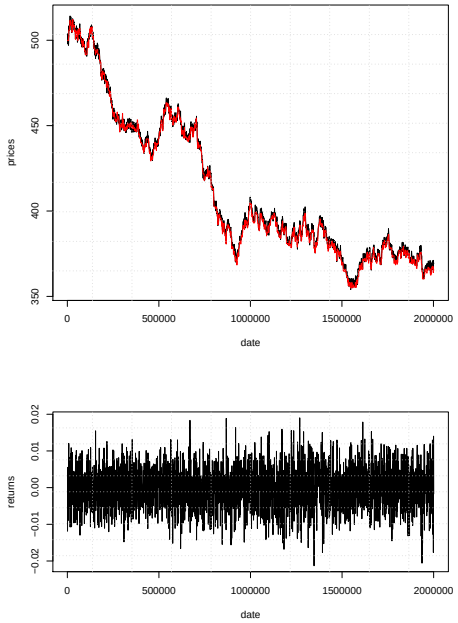

FIG. 4.9 – Dynamique de prix avec 100% de fondamentalistes et 0% de spéculateurs

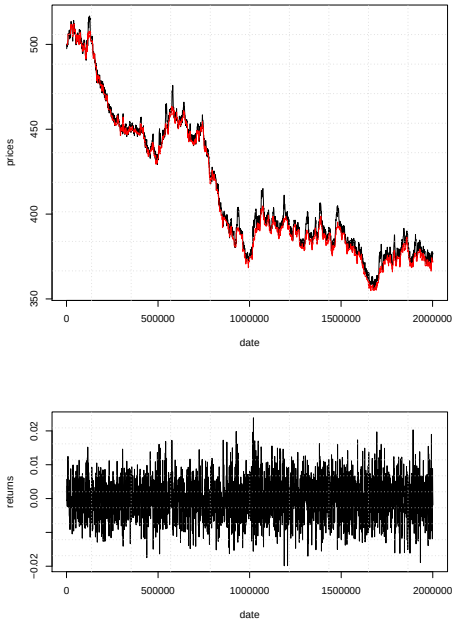

FIG. 4.10 – Dynamique de prix avec 70% de fondamentalistes et 30% de spéculateurs

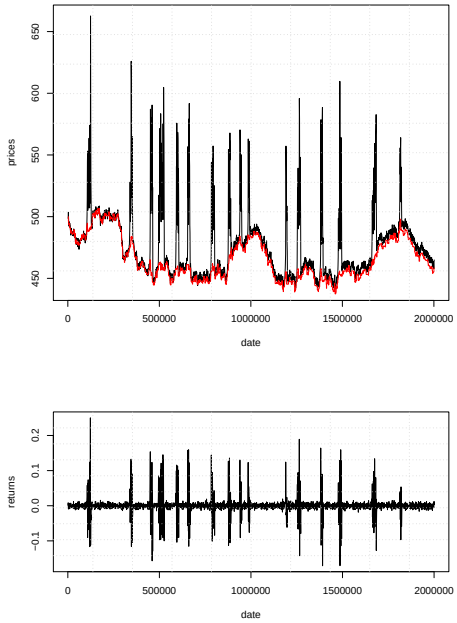

FIG. 4.11 – Dynamique de prix avec 50% de fondamentalistes et 50% de spéculateurs

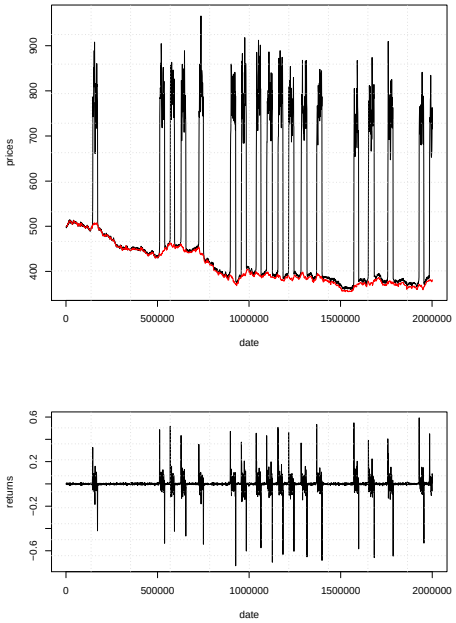

FIG. 4.12 – Dynamique de prix avec 40% de fondamentalistes et 60% de spéculateurs

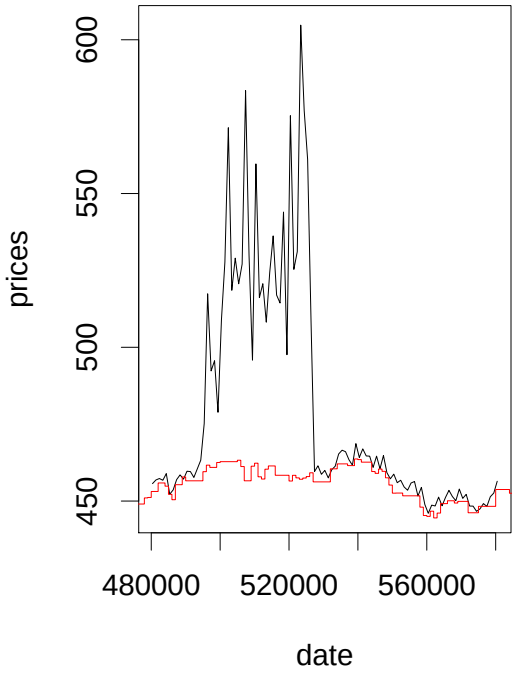

FIG. 4.13 – Détail d'une bulle obtenue avec notre modèle réaliste (les prix sont en noir et la valeur fondamentale en rouge)

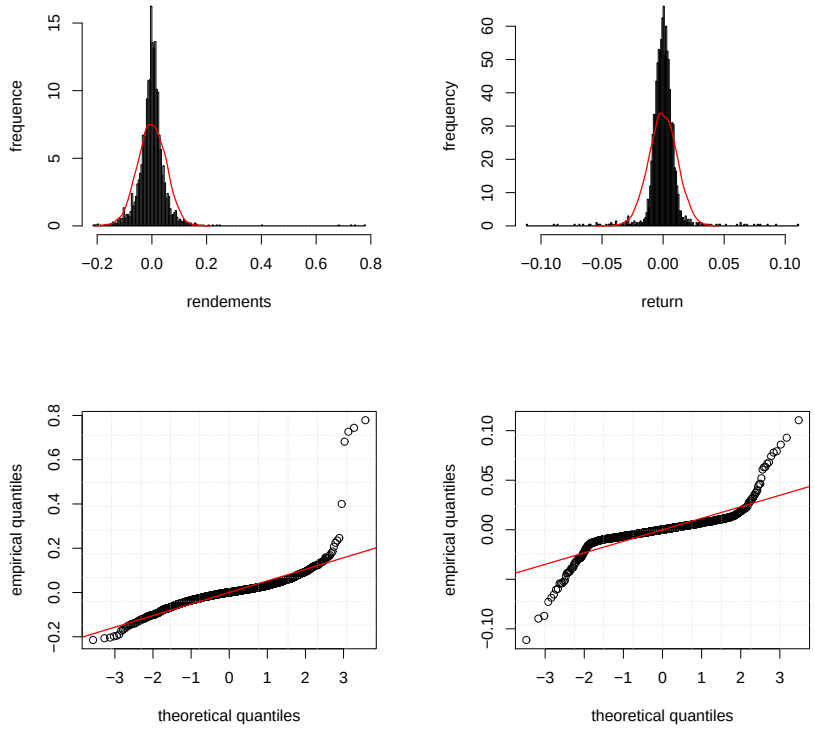

FIG. 4.14 – Comparaison des propriétés statistiques du cours du titre Yahoo (colonne de gauche) avec celles des dynamiques engendrées par notre modèle de marché réaliste (colonne de droite)

Conclusion

Nous nous sommes intéressés dans cette thèse à la simulation des marchés financiers à l'aide de techniques multi-agents, avec pour principal objectif de construire des modèles réalistes adaptés au questionnement de théories ou d'hypothèses provenant de finance théorique.

Dans le premier chapitre, nous avons commencé par présenter l'objet de notre étude : les marchés financiers. Cette présentation s'est d'abord organisée autour de l'exemple du fonctionnement de trois marchés financiers majeurs : le NYSE, Euronext et le Nasdaq. Nous avons ensuite exposé les raisons pour lesquelles les marchés financiers sont des systèmes complexes et pourquoi étudier leur fonctionnement est un problème difficile. Dans la suite de ce chapitre, nous avons exposé les deux courants méthodologiques principalement utilisés pour étudier les systèmes complexes : les approches centrées groupe et les approches centrées individu, dont nous avons dégagé les avantages et les inconvénients au travers de l'exemple concret de la simulation des systèmes proies-prédateurs. La dernière partie de ce chapitre présente deux modèles centrés groupe spécifiques à la finance : la théorie de l'efficience et celle de la stochasticité des cours de prix, dont nous montrons les limites au vu des observations empiriques réalisées sur les marchés.

Dans le deuxième chapitre, nous nous sommes intéressés aux modèles centrés individu existants de marchés financiers à travers une étude intensive de la littérature. Nous avons commencé par proposer un formalisme de description du fonctionnement d'un marché, composé de trois entités principales : la micro-structure du marché, les agents, et les informations exogènes au marché. Ce formalisme nous a fourni un cadre unifié pour décrire les modèles de marchés et les modèles d'agents existants, dont nous avons dégagé les principales différences et les principaux points communs. Cette hétérogénéité des modèles existants nous a amené à nous questionner sur la possibilité de les composer : en effet, pour étudier l'effet de l'une des trois composantes du marché sur le fonctionnement global de l'ensemble du système, il faut pouvoir la tester avec la plus grande variété d'implémentations possibles des deux autres entités. Or, au vu des différences que nous avons identifié dans notre revue de littérature, cette composition de composantes de marché hétérogène n'est pas possible en l'état, puisque ces entités ne communiquent pas à l'aide des mêmes informations. Nous avons par conséquent proposé une solution à ce problème, qui se présente sous la forme d'un modèle d'implémentation concret de notre formalisme de description général. Ce modèle d'implémentation repose principalement sur la séparation de la gestion du temps de la micro-structure du marché et sur l'utilisation de traducteurs permettant aux implémentations différentes de communiquer entre elles. Ce modèle d'implémentation a

donné lieu à une implémentation concrète dans une plateforme de simulation de marché, écrite en Java, qui a été utilisée pour réaliser l'ensemble des expérimentations présentées dans le reste du document.

Dans le troisième chapitre, nous avons choisi de nous intéresser à la question de l'origine des *faits stylisés*, ces propriétés statistiques observables dans les séries de prix, dont l'origine n'est pas expliquée par la théorie financière classique. Cette étude nous a amené à concevoir un modèle *simple*, mais *réaliste* de la micro-structure des marchés financiers modernes. Dans ce modèle, nous nous sommes particulièrement attachés à reproduire de manière réaliste la manière dont les agents économiques interagissent au travers du marché pour réaliser des échanges tout en respectant un principe de parcimonie : contrairement aux autres modèles de la littérature, nous n'avons conservé que les aspects essentiels de la micro-structure du marché pour ne pas perturber les simulations avec des éléments dont l'impact sur le fonctionnement global du système est mal maîtrisé. Ce modèle nous a permis de réaliser une série d'expérimentations afin, d'une part, de valider notre modèle, mais aussi de proposer une théorie concernant l'origine des faits stylisés. Nous avons mis en évidence que la micro-structure du marché est à l'origine de leur émergence puisque même lorsqu'aucune des autres composantes du marché n'est en mesure d'influencer les dynamiques de prix, les faits stylisés sont observables. Ce résultat a ensuite été confirmé lorsque nous avons amené nos agents à prendre en compte les deux constituants supplémentaires du marché : les informations exogènes au marché, et les informations qui lui sont endogènes, c'est à dire les prix.

Dans le quatrième chapitre, nous nous sommes intéressé à un phénomène se produisant à une échelle de temps différente des faits stylisés : les bulles et les krachs, qui sont des variations de prix extrêmes observables à l'échelle inter-journalière. Nous avons dans un premier temps illustré le fait qu'il était possible de faire émerger des bulles et des krachs à partir d'une population composée d'agents fondamentalistes et d'agents spéculateurs, ce qui corrobore les hypothèses émises par de nombreux économistes comme André Orlean. Nous avons cependant identifié que ces expérimentations, réalisées sur la base d'un modèle centré groupe du fonctionnement du marché, n'étaient pas pleinement satisfaisantes de part leur manque de réalisme statistique. Nous avons donc, dans un second temps, adapté notre modèle de marché réaliste présenté dans le troisième chapitre afin de capturer le fonctionnement du marché à l'échelle inter-journalière. En suivant la même démarche expérimentale que précédemment, nous avons également mis en évidence la possibilité que des bulles spéculatives émergent d'une population composée de fondamentalistes et de spéculateurs, tout en exhibant cette fois des propriétés statistiques réalistes.

L'ensemble du travail que nous avons réalisé nous permet donc de disposer d'un modèle de marché simple mais réaliste, permettant de tester une grande variétés de théories financières, à la fois à des échelles intra-journalières et à des échelles inter-journalières.

Perspectives

Le travail réalisé sur la micro-structure dans le troisième chapitre nous a permis d'identifier qu'elle tenait un rôle important dans l'émergence de certaines propriétés statistiques

des prix. Maintenant que nous disposons d'un modèle permettant de reproduire des dynamiques de prix vraisemblables, il semble intéressant de chercher à en tirer partie d'un point de vue applicatif. Ainsi, l'Autorité des Marchés Financiers ou les sociétés de bourse comme NYSE-Euronext cherchent à améliorer sans cesse les règles d'échange sur les marchés, afin de limiter la volatilité des cours et de prévenir l'apparition de phénomènes critiques tels que ceux que nous avons étudié dans le quatrième chapitre. Nous pourrions complexifier notre modèle afin d'introduire des éléments tels que des coûts de transactions, des taxes (comme la taxe proposée par Tobin) ou tout autre règle pertinente, afin d'étudier leur impact sur les cours des prix et donc sur l'efficience du marché pour proposer des améliorations structurelles des marchés et les rendre plus efficients.

Nous avons vu dans le troisième chapitre que nous étions à même de reproduire des dynamiques de prix réalistes d'un point de vue quantitatif. Néanmoins, il subsiste des différences qualitatives entre les dynamiques de prix observées sur notre marché artificielle et celles observables sur des marchés réels spécifiques comme le NYSE ou Euronext. Par conséquent, il pourrait être intéressant de calibrer notre modèle de marché et nos comportements d'agents afin de répliquer des dynamiques de prix particulières, comme cela a été fait pour d'autres types de modèles de marché [LeBaron, 2002]. Cette calibration fine de notre modèle serait de plus utile pour la perspective précédente : en obtenant des dynamiques proches de celles d'un marché donné, il sera plus aisé d'analyser l'impact que pourraient avoir des modifications de la micro-structure de ce marché sur les propriétés statistiques des cours de prix.

Le modèle de marché asynchrone que nous proposons pourrait également être un point de départ pour étudier l'influence de certaines observations empiriques concernant le comportement des investisseurs en bourse. Ainsi, d'après une étude récente de David Bourghelle ([Bourghelle and Cellier, 2007]), il semblerait que les investisseurs aient une forte tendance à émettre des ordres dont le prix associé est un nombre "rond", c'est à dire dont les centièmes se terminent par 0 ou 5. Il pourrait être intéressant d'étudier l'impact d'une telle convention tacite sur les dynamiques de prix et leur volatilité à l'aide de notre modèle, qui se prête parfaitement à ce type d'étude. Ce travail semble de plus réalisable à court terme puisque peu de modifications sont nécessaires dans notre modèle pour la mener à bien : il suffit de biaiser légèrement le comportement de nos agents pour leur faire adopter cette convention, et de comparer les séries de prix obtenues en sortie avec celles obtenues sans ce biais comportemental, ce qui permettrait d'obtenir une preuve empirique que ces conventions peuvent influencer les propriétés statistiques des dynamiques de prix.

Annexe A

Tests statistiques et séries de prix

« Par la statistique, je pourrais prouver l'existence de Dieu. »
George Horace Gallup, journaliste et statisticien américain, fondateur du premier institut pour l'étude de l'opinion publique

Tout au long de ce document, nous utilisons de nombreuses notions ou tests statistiques spécifiques à l'analyse des séries financières. Nous présentons dans cette annexe leur fonctionnement, leur utilité et les phénomènes qu'ils permettent d'identifier. Pour une étude mathématique plus complète de ces tests et des propriétés statistiques des séries de prix, le lecteur pourra se référer à [Cont, 2001] ou [Pagan, 1996].

Nous présentons dans une première partie les outils statistiques qui permettent de caractériser la distribution des rendements d'une série financière et de mettre en évidence certaines de leurs particularités comme leur forme étirée et leurs queues épaisses. Nous exposons ensuite les méthodes statistiques permettant de mettre en évidence les corrélations qui peuvent exister entre les termes d'une série, et plus précisément entre les termes de séries de rendements. Pour illustrer notre propos tout au long de cette section, nous utilisons des données journalières du titre Pfizer.

A.1 Forme de la distribution des rendements

Quel que soit le titre et quelque soit la place de marché sur laquelle un titre est échangé, la distribution des rendements possède deux propriétés caractéristiques : sa forme est plus allongée que celle d'une Normale (les événements proches de la moyenne sont plus fréquents alors que les événements intermédiaires le sont moins et les événements extrêmes (loin de la moyenne) sont plus représentés que dans une normale), d'où le nom de *distribution à queues épaisses*. Ces propriétés sont illustrées à la figure A.1.

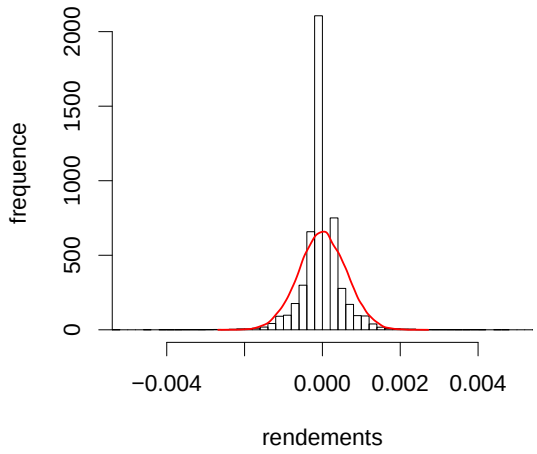

FIG. A.1 – Distribution intraday des rendements du titre Pfizer en février 2001

A.1.1 Kurtosis

La première étape dans la caractérisation d'une distribution est la mesure de sa Kurtosis. Cette mesure permet de caractériser l'étirement de la distribution, en référence à l'étirement d'une distribution normale : si la Kurtosis est égale à 0, alors la distribution est normale. Si au contraire, la Kurtosis est supérieure à 0, la distribution est plus étirée qu'une normale.

La Kurtosis γ d'une distribution est calculée grâce à la formule suivante :

$$\gamma = \frac{\mu_4}{\sigma^4} - 3$$

où σ est la déviation standard de la distribution et μ_4 le 4ème moment de sa moyenne.

Appliquée à des données réelles, cette mesure permet de donner un ordre de grandeur du pic de la distribution. Sur des données financières comme celles du titres Pfizer, la Kurtosis mesurée est généralement supérieure à 3 ($4,29$ ici).

A.1.2 Mise en évidence de queues épaisses

Pour mettre en évidence de manière plus significative la présence de queues épaisses dans une distribution empirique, deux autres techniques que la mesure de la Kurtosis sont utilisables : la première est une comparaison quantile par quantile de la distribution empirique avec une normale théorique, et la seconde l'étude de la fonction de survie des termes de la série.

Analyse quantile par quantile

Un graphique quantile par quantile est un outil qui permet de déceler les différences qui existent entre deux distributions. Les deux distributions sont découpées en *quantiles*, c'est à dire en fragments de largeur égale, dans lequel on compte le nombre d'éléments n.

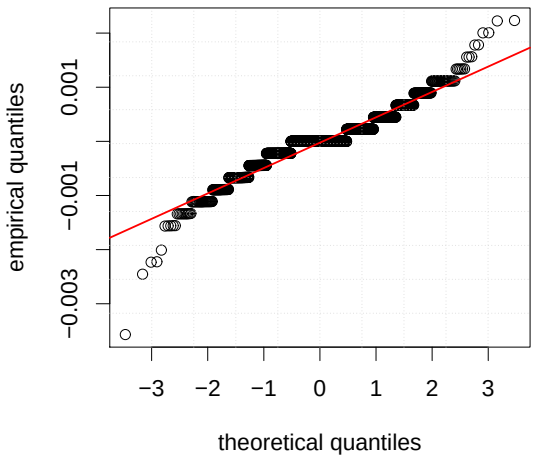

FIG. A.2 – Distribution des rendements du titre Pfizer en février 2001, comparée quantile par quantile avec une distribution normale de même moyenne et de même variance

Fonction de survie

Une autre possibilité pour caractériser les différences qui existent entre deux distributions est de comparer leur *fonction de survie*. Cette fonction caractérise, pour chaque valeur d'une variable aléatoire donnée, la probabilité qu'une valeur de cette variable survive au cours du temps.

Lorsqu'on calcule la fonction de survie des rendements d'un titre (cf figure A.3), on observe que les valeurs extrêmes ont une éspérance de survie supérieure par rapport à l'espérance de survie des mêmes valeurs tirées selon une distribution normale, ce qui se traduit sur la figure A.3 par une déviation des courbes rouges et bleues pour des valeurs supérieures à 1. La deuxième particularité d'une fonction de survie appliquée à des rendements est que cette fonction est plus creusée pour des valeurs médianes (valeurs légèrement inférieures à 1 sur la figure A.3). Le tracé de la fonction de survie confirme donc les observations réalisées avec la comparaison quantile par quantile.

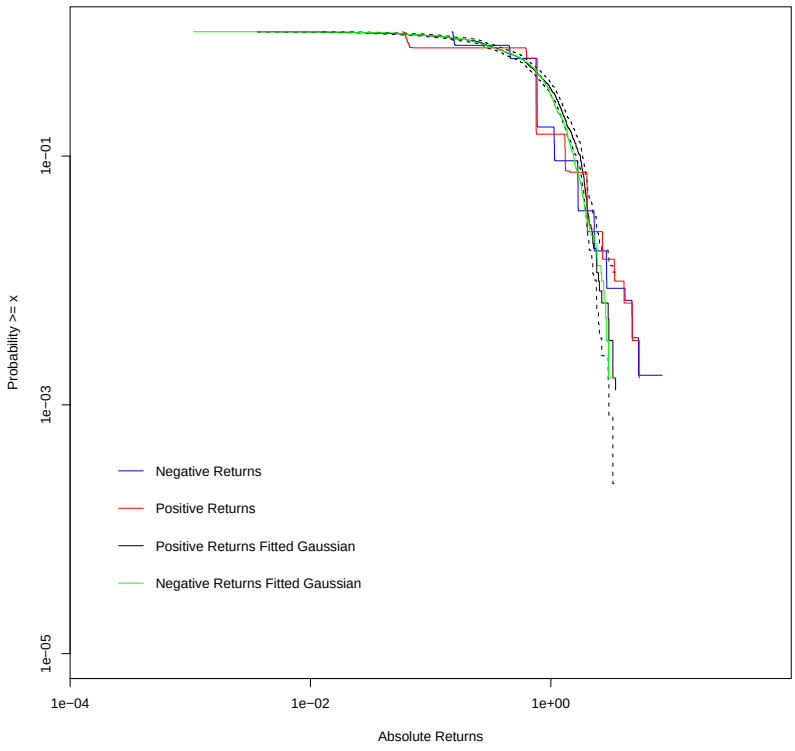

FIG. A.3 – Fonction de survie des rendements positifs et négatifs du titre Pfizer comparés à celles d'une distribution normale

A.2 Dépendance temporelles entre les rendements

Dans cette partie, nous nous intéressons plus particulièrement aux méthodes d'identification des dépendances pouvant exister entre les rendements. Nous présentons d'abord une méthode d'analyse graphique, la fonction d'auto-correlation, puis un test statistique numérique, connu sous le nom d'*Augmented Dickey Fuller*.

Pour déterminer s'il existe une dépendance entre les termes d'une série temporelle, une méthode fréquemment utilisée en finance est de mesurer le degré d'*autocorrelation* de la série. L'autocorrelation mesure à quelle point une série de données est dépendante d'elle-même dans une version décalée dans le temps. Cet outil permet ainsi de détecter des motifs ou des dépendances temporelles non-triviales entre les termes d'une série. On trace généralement la fonction d'autocorrelation d'une série pour analyser plus simplement le degré d'autocorrelation d'une série. Cette fonction exhibe le degré de dépendances (en ordonnées) d'une série de terme avec elle-même décalée de t pas de temps (en abscisse). Par exemple, sur la figure A.4, on peut observer que les termes de la série sont auto-correlée pour un décalage de 1 pas de temps.

Ce test, appliqué aux rendements d'une série financière, montre qu'il n'existe pas de dépendance significative entre les termes de la série. Cependant, appliqué à la *valeur absolue des rendements*, il montre qu'il existe une autocorrelation sur des intervalles de temps relativement courts entre les termes de la série. Cette propriété est illustrée à la figure A.4 : les rendements du titres Pfizer en valeur absolue sont autocorrelés pour un décalage temporel compris entre 10 et 15[11]. Cette observation signifie qu'un rendement r_t observé en t est correllé avec les $|r_{t-1}|, ..., |rt - 15|$. Cette propriété illustre en partie le phénomène de *clustering de volatilité* qu'on peut observer dans les séries de rendements : puisque les rendements sont autocorrellés en valeur absolue, un rendement de grande amplitude a plus de chance d'être suivi par un rendement d'amplitude similaire, ce qui donne cette impression de "clustering" des rendements de volatilité similaire.

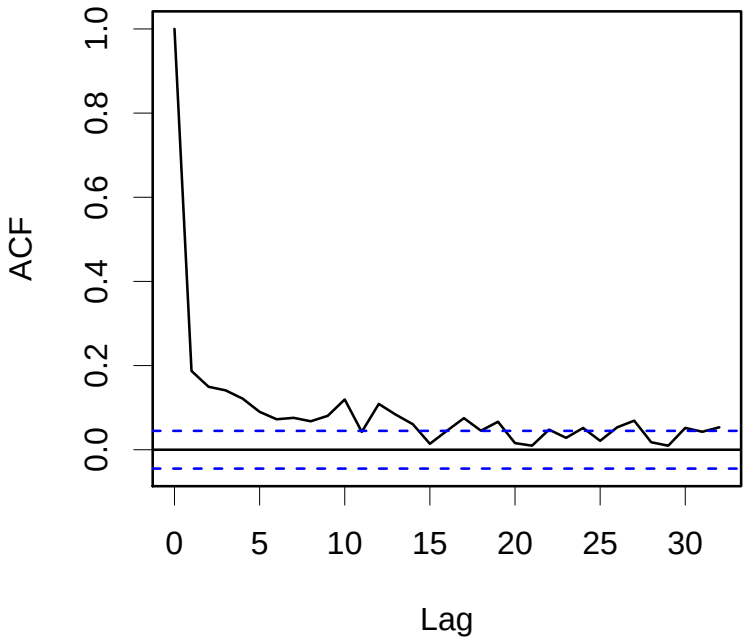

FIG. A.4 – Fonction d'autocorrelation des rendements en valeur absolue du titre Pfizer

A.2.1 Dickey-Fuller et Augmented Dickey-Fuller

Le test Dickey-Fuller permet de tester si une série temporelle x présente une racine unitaire, c'est à dire de tester l'hypothèse $\lambda = 1$ dans l'équation :

$$x_t = \lambda x_{t-1} + \epsilon_t$$

[11] Les droites tracées en pointillés illustrent le seuil à partir duquel la correlation est significative. La correlation observée sur cette figure pour des décalages supérieurs à 15 n'est donc pas à prendre en compte.

où ϵ_t est un bruit blanc, c'est à dire une variable aléatoire tirée selon une normale $\mathcal{N}(0, \sigma)$

Si $\lambda = 1$, on dit que la série est intégrée d'ordre 1 et possède donc une racine unitaire. Si $\lambda < 1$, la variable x est stationnaire.

Le test de l'Augmented-Dickey Fuller ([Dickey and Fuller, 1979] et [Said and Dickey, 1984]) permet de prendre en compte le fait que la série temporelle des x_t peut présenter un certain degré d'autocorrelation, et équivaut donc à tester l'hypothèse $\alpha = 1$ dans le modèle :

$$x_t = \alpha x_t + \sum_{i=1}^{k} \gamma_i \Delta x_{t-i} + \epsilon_t$$

Pour tester la présence de racines unitaires dans les séries financières, on utilise généralement le test de l'Augmented Dickey-Fuller puisque, comme nous l'avons vu précédemment, les termes de ces séries présentent un certain degré d'autocorrelation. Appliquées au données du titre Pfizer, le test de l'Augmented Dickey-Fuller donne une valeur de -13.8, ce qui permet de rejeter l'hypothèse que cette série présente une racine unitaire.

Annexe B

Utilisation de notre plateforme de simulation

L'ensemble des expérimentations présentées dans ce document ont été réalisées sur la plateforme que nous avons développée en Java et qui est présentée au chapitre 2.

Cette plateforme est téléchargeable librement à l'adresse suivante :
`http://cisco.univ-lille1.fr/papers/derveeuw2007/plateforme/`
Elle est distribuée sous la forme d'un fichier `jar` : `MMM.jar`, qui est sa version pré-compilée.

L'exécution d'une simulation passe par la définition d'un fichier décrivant cette simulation dans le langage de description `XML` tel que celui présenté à la figure B.1. On peut voir apparaître dans ce fichier le découpage que nous avons proposé dans le deuxième chapitre : une simulation de marché est composée de l'implémentation d'une microstructure (`<market>`), d'un moteur de nouvelles (`<world>`), d'un moteur de simulation (`<simulationEngine>`) et d'agents (`<agents>` et `<agent>`).

Une fois ce fichier défini, une simulation peut être exécutée grâce à la commande :
```
java -jar MMM.jar fichierDeParametrage.xml repertoireResultats/
```

Les séries de prix et de nouvelles produites par la simulation se trouveront dans le répertoire `repertoireResultats` sous le nom `<outputFilename>_prices.dat` et `<outputFilename>_world.dat`. Ces fichiers sont ensuite directement analysables à l'aide de n'importequel logiciel de traitement statistiques, comme `R` [R Development Core Team, 2007], que nous avons utilisé pour calculer l'ensemble des tests statistiques présentés dans ce document.

L'ensemble des fichiers de paramètrage, des fichiers de données et des scripts d'analyse statistique `R` utilisés pour produire les figures de ce document sont également disponibles à l'adresse `http://cisco.univ-lille1.fr/papers/derveeuw2007/`.

```
<experiments>
  <experiment>
    <randomSeed>12345678</randomSeed>

    <name>A simple example of simulation</name>
    <outputFilename>example001</outputFilename>

    <dayLength>3000</dayLength>
    <numberDays>10</numberDays>

    <world>
      <className>
        fr.lifl.smac.derveeuw.MMM.world.RandomWorld
      </className>
        <args>
          <arg>100</arg>
          <arg>0.0</arg>
          <arg>1</arg>
        </args>
    </world>

    <market>
      <className>
        fr.lifl.smac.derveeuw.MMM.market.OrderBookMarket
      </className>
        <args>
          <arg>100</arg>
          <arg>10000000</arg>
        </args>
    </market>

    <simulationEngine>
      <className>
        fr.lifl.smac.derveeuw.MMM.engines.SimulationEngineAsynchronousRandom
      </className>
        <args>
          <arg>3000</arg>
        </args>
    </simulationEngine>

    <agents>
      <agent>
        <className>
          fr.lifl.smac.derveeuw.MMM.agents.RealRandomAgentNoLimit
        </className>
          <number>10000</number>
          <initialMoney>100000</initialMoney>
          <initialStocks>1000</initialStocks>
          <args>
            <arg>1000</arg>
            <arg>5000</arg>
          </args>
      </agent>
    </agents>
  </experiment>
</experiments>
```

FIG. B.1 – Exemple d'un fichier de paramètrage de notre simulateur

Glossaire

clearing	période durant laquelle le marché s'interrompt et effectue les transactions, 29
Euronext	Bourse européenne - produit de la fusion des grandes places de marché européennes, 2, 7–12, 15, 64
faits stylisés	Ensemble des propriétés statistiques communes à toutes les séries de prix, 2, 3, 63–65, 68, 74, 76, 79, 81, 82, 84, 86, 87, 99, 102
Kurtosis	Mesure de l'allongement d'une distribution de variables aléatoires, 76, 102, 116
Nasdaq	National Association of Securities Dealers Automated Quotations 2ème plus grand marché américain, 2, 7, 10, 11
NYSE	New York Stock Exchange bourse de New-York, 2, 11, 12, 23, 32, 64
rendements	Différence de prix entre deux pas de temps consécutifs, 64–67, 74, 76, 79, 82, 84, 86, 90, 93, 98, 99, 102, 115, 117, 118

Bibliographie

[Andersen and Sornette, 2003] Andersen, J. and Sornette, D. (2003). The $-game. *European Physics Journal*, pages 141–145.

[Anufriev and Panchenko, 2006] Anufriev, M. and Panchenko, V. (2006). Heterogeneous beliefs under different market architectures. In *Artificial Economics (AE06)*. Springer.

[Arthur, 1994] Arthur, B. (1994). Inductive reasoning and bounded rationality : the el-farol problem. *American Economic Review*, 84 :406–417.

[Arthur et al., 1997] Arthur, B., Holland, J., LeBaron, B., Palmer, R., and Tayler, P. (1997). Asset pricing under endogeneous expectations in an artificial stock market. In B.W. Arthur, D. L. and Durlauf, S., editors, *The Economy as an Evolving Complex System II*, pages 15–44.

[Bachelier, 1900] Bachelier, L. (1900). *Théorie de la spéculation*. Annales scientifiques de l'Ecole Normale Supérieure.

[Bak et al., 1996] Bak, P., Paczuski, M., and Shubik, M. (1996). Price variations in a stock market with many agents. *arxiv*.

[Baron et al., 1999] Baron, B. L., Arthur, W., and Palmer, R. (1999). Time series properties of an artificial stock market. *Journal of Economic Dynamics and Control*, 23 :1487–1516.

[Bourghelle and Cellier, 2007] Bourghelle, D. and Cellier, A. (2007). Limit order clustering and price barriers on financial markets : Empirical evidence from euronext. In *Proceedings of the 16th Anual Meeting of the European Financial Management Association*, Vienna.

[Brandouy and Mathieu, 2006] Brandouy, O. and Mathieu, P. (2006). Les marchés artificiels. *Pour la Science*, 52 :98–104.

[Carver and Lesser, 1994] Carver, N. and Lesser, V. (1994). The evolution of blackboard control architectures. *Expert Systems with Applications*, 7 :1–30.

[Cincotti et al.,] Cincotti, S., Focardi, S., Marchesi, M., and Raberto, M. Who wins ? study of long-run trader survival in an artificial stock market. *Physica A*, 324 :227–233.

[Cincotti et al., 2006] Cincotti, S., Ponta, L., and Pastore, S. (2006). Information-based multi-assets artificial stock market with heterogeneous agents.

[Cont, 2001] Cont, R. (2001). Empirical properties of asset returns : Stylized facts and statistical issues. *Quantitative Finance*, 1 :223–236.

[Corkill, 2005] Corkill, D. D. (2005). Collaborating software : Blackboard and multi-agent systems & the future. In *International Conference on Information Fusion*.

[Daniel, 2006] Daniel, G. (2006). *Asynchronous Simulations of a Limit Order Book*. PhD thesis, University of Manchester, UK.

[Deguet et al., 2005] Deguet, J., Demazeau, Y., and Magnin, L. (2005). Elements about the emergence issue, a survey of emergence definitions. In *Proceedings of the European Conference on Complex Systems (ECCS)*, Paris, France.

[Derveeuw, 2005a] Derveeuw, J. (2005a). Dynamiques de marchés et comportements d'agents. In *Rencontre des Jeunes Chercheurs en Intelligence Artificielle (RJCIA05)*.

[Derveeuw, 2005b] Derveeuw, J. (2005b). Market dynamics and agents behaviors : a computational approach. In *Artificial Economics (AE05)*, pages 15–26. Springer.

[Derveeuw et al., 2007a] Derveeuw, J., Beaufils, B., Brandouy, O., and Mathieu, P. (2007a). L'apport des sma à la modélisation des marchés financiers. *Revue d'Intelligence Artificielle (RIA07)*.

[Derveeuw et al., 2007b] Derveeuw, J., Beaufils, B., Brandouy, O., and Mathieu, P. (2007b). Testing double auction as a component within a generic market model architecture. In *Artificial Economics (AE07)*. Springer.

[Derveeuw et al., 2007c] Derveeuw, J., Beaufils, B., Brandouy, O., and Mathieu, P. (2007c). Un modèle d'interaction réaliste pour la simulation de marchés financiers. In *Modèles Formels de l'Interaction (MFI07)*. Springer.

[Dickey and Fuller, 1979] Dickey, D. and Fuller, W. (1979). Distribution of the estimators for autoregressive time series with a unit root. *Journal of the American Statistical Association*, 74 :427–431.

[Ehrentreich, 2003] Ehrentreich, 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)*.

[Engle, 2001] Engle, R. F. (2001). Garch 101 : The use of arch/garch models in applied econometrics. *Journal of Economic Perspectives*, 15 :157–168.

[Erman et al., 1980] Erman, L., Hayes-Roth, F., Lesser, V., and Reddy, D. (1980). The hearsay-ii speech understanding system : integrating knowledge to resolve uncertainty. *ACM Computing Surveys*, 12 (2) :213–253.

[Erman et al., 1981] Erman, L., London, P., and Fickas, S. (1981). The design and an example use of hearsay-ii. In *Proceedings of IJCAI81*, pages 409–415.

[Fagiolo et al., 2006] Fagiolo, G., Moneta, A., and Windrum, P. (2006). Confronting agent-based models with data : Methodological issues and open problems. In *Artificial Economics (AE06)*. Springer.

[Fama, 1970] Fama, E. F. (1970). Efficient capital markets : A review of theory and empirical work. *Journal of Finance*, 25 :383–417.

[Fogel, 1995] Fogel, D. B. (1995). *Evolutionary computation : Toward a New Philosophy of Machine Intelligence*. IEEE Press, Piscataway, NJ, USA.

[Fur, 2005] Fur, J. L. (2005). Emergence of a self-organized dynamic fishery sector : Application to simulation of the small-scale fresh fish supply chain in senegal. In *Artificial Economics (AE05)*, pages 79–90. Springer.

[G.Bottazzi et al., 2005] G.Bottazzi, G.Dosi, and I.Rebesco (2005). Institutional architectures and behavioral ecologies in the dynamics of financial markets. *Journal of Mathematical Economics*, 41 :197–228.

[Ghoulmie et al., 2004] Ghoulmie, F., Rama, R. C., and Nadal, J.-P. (2004). Heterogeneity and feedback in an agent-based market model. *Journal of physics. Condensed matter*, 17 :1259–1268.

[Giardina and Bouchaud, 2004] Giardina, I. and Bouchaud, J.-P. (2004). Bubbles, crashes and intermittency in agent based market models. *The European Physical Journal B - Condensed Matter and Complex Systems*, 31 :421–437.

[Gode and Sunder, 1993] Gode, D. and Sunder, S. (1993). Allocative effiency of markets with zero-intelligence traders : Market as a partial substitute for individual rationality. *Journal of Political Economy*, 101 :119–137.

[Gulyas et al., 2003] Gulyas, L., Adamcsek, B., and Kiss, A. (2003). An early agent-based stock market : Replicaton and participation. *Proceedings of the NEU 2003*.

[Gutknecht and Ferber, 2000] Gutknecht, O. and Ferber, J. (2000). The madkit agent plateforme architecture. Technical report. Laboratoire d'Informatique, Robotique et Microélectronique de Montpellier, `http://www.madkit.org`.

[Kawagoe and Wada, 2005] Kawagoe, T. and Wada, S. (2005). A counterexample for the bullwhip effect in a supply chain. In *Artificial Economics (AE05)*, pages 103–111. Springer.

[Keynes, 1936] Keynes, J. M. (1936). *Théorie générale de l'emploi, de l'interêt et de la monnaie*. Editions Payot.

[Kiekintveld et al., 2007] Kiekintveld, C., Miller, J., Jordan, P., and Wellman, M. (2007). Forecasting market prices in a supply chain game. In *AAMAS07*, pages 1318–1325.

[Kindleberger, 2000] Kindleberger, C. P. (2000). *Manias, panics, and crashes : a history of financial crises*. Wiley, New-York.

[Kirman, 1993] Kirman, A. (1993). Ants, rationality and recruitement. *The Quaterly Journal of Economics*, 108(1) :137–156.

[Knuth, 1997] Knuth, D. E. (1997). *The Art of Computer Programming volume 2*. Addison-Wesley, Massachusetts.

[LeBaron, 2002] LeBaron, B. (2002). Calibrating an agent-based financial market. Technical report. Brandeis University, `http://people.brandeis.edu/~blebaron/wps/agcal.pdf`.

[LiCalzi and Pellizzari, 2003] LiCalzi, M. and Pellizzari, P. (2003). Fundamentalists clashing over the book : A study of order-driven stock markets. *Quantitative Finance*, 3 :470–480.

[Lintner, 1965] Lintner, J. (1965). The valuation of risk assets and the selection of risky investments in stock portfolios and capital budgets. *Review of Economics and Statistics*, 47(1) :13–37.

[Mandelbrot, 1959] Mandelbrot, B. B. (1959). *Fractales, hasard et finance*. Flammarion.

[Mandelbrot and Hudson, 2006] Mandelbrot, B. B. and Hudson, R. L. (2006). *The (Mis) Behavior of Markets : A Fractal View of Risk, Ruin And Reward*. Perseus Books Group.

[Marchesi et al., 2000] Marchesi, M., Cincotti, S., Focardi, S., and Raberto, M. (2000). Development and testing of an artificial stock market. In *MDEF2000*.

[Marshall, 1890] Marshall, A. (1890). *Principles of Economics*. Macmillan and Co.

[Mathieu et al., 2005] Mathieu, P., Picault, S., and Routier, J.-C. (2005). Les agents intelligents. *Pour la Science*, 332 :44–51.

[Muchnik et al., 2004] Muchnik, L., Louzoun, Y., and Solomon, S. (2004). Agent based simulation design principles - applications to stock market. *Practical Fruits of Econophysics*.

[Muchnik and Solomon, 2006] Muchnik, L. and Solomon, S. (2006). Markov nets and the natlab platform ; application to continuous double auction. *New Economic Windows*.

[Orléan, 1999] Orléan, A. (1999). *Le pouvoir de la finance*. Odile Jacob.

[Osborne, 1959] Osborne, M. F. M. (1959). Brownian motion in the stock market. *Operations Research*, 7 :145–173.

[Pagan, 1996] Pagan, A. (1996). The econometrics of financial markets. *Journal of Empirical Finance*, 3 :15–102.

[Palmer et al., 1998] Palmer, R., Arthur, B., and LeBaron, B. (1998). An artificial stock market. *Artificial Life and Robotics*, 3 :27–31.

[Palmer et al., 1994] Palmer, R., Arthur, W., Holland, J., LeBaron, B., and Tayler, P. (1994). Artificial economic life : A simple model of a stockmarket. *Physica D*, 75 :264–274.

[Pinson, 1992] Pinson, S. (1992). A multi-expert architecture for credit risk assessement : the credex system. In *Expert Systems in Finance and Accounting*. North-Holland.

[R Development Core Team, 2007] R Development Core Team (2007). *R : A Language and Environment for Statistical Computing*. R Foundation for Statistical Computing, Vienna, Austria. ISBN 3-900051-07-0.

[Raberto and Cincotti, 2005] Raberto, M. and Cincotti, S. (2005). Modeling and simulation of a double auction artificial financial market. *Physica A : Statistical Mechanics and its Applications*, 355.

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

[Raberto et al., 2001] Raberto, M., Cincotti, S., Focardi, S., and Marchesi, M. (2001). Agent-based simulation of a financial market. *Physica A*, 299 :320–328.

[Raberto et al., 2003] Raberto, M., Cincotti, S., Focardi, S., and Marchesi, M. (2003). Traders' long-run wealth in an artificial financial market. *Computational Economics*, 22 :255–272.

[Rejeb, 2005] Rejeb, L. (2005). *Simulation Multi-Agents de Modèles Economiques : vers des systèmes multi-agents adaptatifs*. PhD thesis, Université de Reims Champagne-Ardennes, FR.

[Rejeb and Guessoum, 2005] Rejeb, L. and Guessoum, Z. (2005). Firms adaptation in dynamic economic systems. In *Artificial Economics (AE05)*, pages 53–64. Springer.

[Said and Dickey, 1984] Said, E. and Dickey, D. A. (1984). Testing for unit roots in autoregressive moving average models of unknown order. *Biometrika*, 71 :599–607.

[Samuelson, 1965] Samuelson, P. (1965). Proof that properly anticipated prices fluctuate randomly. *Industrial Management Review*, (6) :41–49.

[Schelling, 1972] Schelling, T. (1972). A process of residential segregation : Neighborhood tipping. *Lexington*.

[Sharpe, 1964] Sharpe, W. F. (1964). Capital asset prices : A theory of market equilibrium under conditions of risk. *Journal of Finance*, 19(3) :425–442.

[Volterra, 1931] Volterra, V. (1931). Variations and fluctuations of the number of individuals in animal species living together. *Animal Ecology*.

[Wilensky, 1999] Wilensky, U. (1999). Netlogo. Technical report, Center for Connected Learning and Computer-Based Modeling, Northwestern University. Evanston, IL. http://ccl.northwestern.edu/netlogo/.

Résumé

Les simulations par agents, ou centrées individu, permettent, par opposition aux modèles centrés groupe, de prendre en compte la manière dont les entités composant un système interagissent entre elles et ainsi de faire le lien entre ses niveaux microscopiques et macroscopiques. Les marchés financiers, bien qu'étant des systèmes composés de nombreuses entités en interaction, sont souvent étudiés à l'aide de modèle centrés groupe, qui montrent leur limites lorsqu'il s'agit d'expliquer l'émergence de certains phénomènes observables dans les séries de prix. Nous proposons par conséquent un modèle de marché financier centré individu, permettant de reproduire de manière réaliste leur fonctionnement, à la fois à une échelle intra-journalière et à une échelle inter-journalière.

Ce modèle nous a permis dans un premier temps de proposer une théorie pour expliquer l'origine des faits stylisés, qui sont des propriétés statistiques des cours de prix observables sur l'ensemble des marchés financiers et dont l'origine est mal expliquée. Notre proposition, étayée par les expérimentations que nous avons réalisées avec notre modèle, montre que les faits stylisés semblent en majeure partie causés par la manière dont le marché est structuré et par la manière dont les agents économiques interagissent à travers lui. Dans un second temps, nous avons utilisé notre modèle pour étudier les variations extrêmes de prix observables sur les marchés financiers, que l'on nomme "bulles" quand elles sont à la hausse et "krachs" quand elles sont à la baisse. Nous avons illustré avec notre modèle, en nous appuyant sur les théories proposées par certains économistes pour expliquer ces événéments, que ces épisodes critiques dans les prix peuvent survenir lorsqu'une partie suffisante de la population des investisseurs adopte une stratégie spéculatrice.