



# “Too Fast, Too Furious” ? Trading algorithmique et instabilité des marchés financiers

*Lise Arena\**, *Nathalie Oriol\** & *Iryna Veryzhenko\*\**

\* Université Côte d'Azur, CNRS, GREDEG

\*\* Labex Réfi, LIRSA, CNAM, France

---

## RÉSUMÉ

*En quoi les stratégies de trading algorithmique peuvent-elles expliquer la propagation de flash crashes sur le marché financier ? L'originalité de traiter cette question réside dans le besoin de croiser deux champs disciplinaires : la finance de marché et la gestion des systèmes d'information. Cet article se fonde sur une approche de simulation multi-agents construite à partir d'une catégorisation réaliste des stratégies des traders, de leurs recours aux systèmes de trading algorithmique et du rôle des systèmes transactionnels d'appariement au niveau du marché. Parmi les résultats exposés, nous montrons qu'en favorisant les stratégies fondées sur la vitesse, l'usage des nouvelles technologies peut porter atteinte à la résilience et à la stabilité des marchés face à de potentiels chocs opérationnels intra journaliers. Nous montrons également, à travers l'illustration de la décimalisation, les conséquences d'un changement de règle sur l'anatomie du crash, et le rôle des systèmes de traitement transactionnels dans la propagation de ces crises financières d'un genre nouveau.*

**Mots-clés :** *Stratégies de trading haute fréquence, Flash crash, Systèmes d'information, Approche multi-agents.*

---

## ABSTRACT

*To what extent can algorithmic trading-based strategies explain the propagation of flash crashes on financial markets? This question has to be discussed at the intersection of two disciplinary fields: management of information systems and finance. Built on realistic assumptions on traders' strategies, on their use of algorithmic information systems and considering the role of transactions systems at the market level, an agent-based approach is presented. Final results show that speed-oriented trading strategies and the increasing use of new trading technologies can arm markets' stability and resiliency, facing intraday operational shocks. The article also shows the central role played by transactions systems in the propagation of flash crashes, when a new regulation based on the principle of decimalization is introduced.*

**Keywords:** *High frequency trading strategies, Flash crash, Information technologies, Agent-based approach.*



## INTRODUCTION

L'informatisation des services d'investissement et l'adaptation des technologies des intermédiaires sur les marchés financiers ont engendré de profonds changements organisationnels. Cette informatisation croissante ne s'est pas faite sans heurts, initiant une course aux armements technologiques sans précédent de la part des entreprises d'investissement. Les stratégies – en particulier celles dites de « faible latence » ou « haute-fréquence » – fondées sur des nouvelles formes de systèmes d'information d'aide à la décision – sont devenues légions depuis une dizaine d'années. Utilisant de puissants algorithmes, ces stratégies consistent à exploiter des micro-variations de marché sur un laps de temps très court, de l'ordre de la milliseconde. De manière concomitante, les marchés financiers internationaux ont observé l'apparition de phénomènes d'instabilité aux caractéristiques inédites : les flash crashes, un plongeon violent suivi d'une remontée quasi instantanée du niveau d'un indice ou d'un panier de titres. Le premier répertorié a été observé le 6 mai 2010. A cette date, aux environs de 14h, le Dow Jones a plongé de 10% avant de retrouver quasiment son niveau d'origine, le tout en l'espace de vingt minutes. Cet événement extrême est, depuis, loin d'être un cas isolé. A chaque événement, l'élément déclencheur supposé n'a jamais été commun : *fat finger*, annonces macroéconomiques, fausses rumeurs, emballement opérationnel d'un opérateur, ordre de trop grande taille... Cette hétérogénéité en termes d'origine et la disparité des événements ont rendu difficile une définition et une circonscription générique du phénomène. Cependant, les initiatives réglementaires qui ont vu le jour à la suite du 6 Mai 2010, notamment en ce qui concerne la mise en place de coupe-circuit, portent sur un seuil d'au moins 5% de perte *intraday* sur un titre ou un panier

de titres. Au-delà de ces seuils délimitant implicitement la notion de flash crash, le phénomène de mini-flash crash, bien que médiatiquement et quantitativement plus confidentiel, s'est également démultiplié depuis 2007. Chaque jour ou presque, sur un marché, un titre et pendant quelques secondes ou minutes, les dynamiques de prix, vacillent pour revenir rapidement à la normale.

Dans cette nouvelle mécanique de formation des prix, les régulateurs jouent une place centrale et délicate en étant à la fois juges assumés et partis involontaires. En favorisant ouverture et décentralisation des marchés, ainsi que la décimalisation des prix, les anciens chantiers réglementaires ont ouvert la porte, courant des années 2000, à l'expansion massive de ces stratégies (MacGowan, 2010). Alors qu'il est aujourd'hui question de réguler ces comportements et de juguler l'instabilité qui semble en découler, la difficulté de la tâche repose à la fois sur le fait de choisir la règle adaptée, mais également dans la faculté à en appréhender l'effet papillon. Les marchés financiers peuvent être, en effet, définis comme des systèmes sociotechniques à la fois complexes et adaptatifs (Somerville *et al.*, 2012, Cliff & Northrop, 2011), où les dynamiques de prix sont induites par la combinaison des composantes humaines, technologiques et architecturales. Ainsi l'originalité – mais aussi la difficulté – de traiter la place de la régulation réside dans le besoin de croiser deux champs disciplinaires qui se développent encore trop souvent de manière isolée : la gestion des systèmes d'information et la finance de marché. Il ne s'agit donc pas ici, dans une perspective exclusive de finance de marché, d'analyser la formation des prix ou de nous concentrer, au contraire, dans une perspective de gestion des SI, uniquement sur les nouveaux logiciels algorithmiques, en réduisant l'analyse à leurs usages. Il s'agit surtout de mieux comprendre l'anatomie (propagation et



résorption) des flash crashes sous l'angle de micro-phénomènes ancrés dans les attitudes, les comportements et les usages technologiques des traders et de leurs stratégies. Nous utilisons dans cet objectif les simulations multi-agents, offrant à la fois une capacité de reproduction et donc d'analyse d'un choc en *intraday*, mais également de tests réglementaires.

L'article s'articule en trois parties. La première partie rend compte de l'évolution contemporaine des systèmes d'information sur les marchés financiers. Cette partie décrit les tendances récentes des stratégies des traders, en retraçant le passage de la finance humaine à la finance algorithmique, avant d'exposer les nouvelles pratiques technologiques du métier de trader puis, plus particulièrement, l'anatomie des flash crashes et du trading automatisé. La deuxième partie de l'article explicite une tentative de rapprochement entre les domaines de la gestion des systèmes d'information et de la finance de marché en dressant un état des lieux des travaux existants et en justifiant le recours à une approche multi-agents. La troisième partie de la réflexion présente le modèle multi-agents et les résultats de la recherche. Les simulations impliquent une reproduction d'un choc opérationnel *intraday* avec différentes populations d'agents, ainsi qu'un changement de règle transactionnelle permettant d'en apprécier l'impact sur la profondeur du choc et la résilience du marché.

## 1. TENDANCES RÉCENTES DE L'INFORMATISATION DES MARCHÉS FINANCIERS

L'appréhension des caractéristiques sociotechniques des marchés financiers passe par une meilleure compréhension de l'évolution des innovations technologiques et informationnelles, de leurs usages et

ainsi de leurs rôles dans les stratégies de trading. Trois niveaux d'analyse participent à cette meilleure compréhension : (1.1) le recours aux SI pour organiser l'appariement sur le marché, d'une part, et pour assister les décisions de trading, d'autre part ; (1.2) l'émergence de nouvelles stratégies fondées sur l'usage des outils d'aide aux décisions de trading et (1.3) l'analyse des dynamiques de prix contemporaines consécutives à ces tendances technologiques, institutionnelles et comportementales, particulièrement les phénomènes d'instabilité.

### 1.1. SI transactionnels et SI d'aide à la décision

La dynamique des marchés financiers fait apparaître deux formes de systèmes d'information qui concourent à l'articulation entre nouvelles stratégies de trading et instabilité des marchés. Il s'agit d'une part de systèmes opérationnels (qualifiés ici de « systèmes de traitement transactionnels » – STT) qui participent à l'opérationnalisation des transactions au niveau macro et donc à l'appariement des marchés. D'autre part, le recours à des systèmes d'information d'aide à la décision (SAD) se multiplie comme aide externe aux décisions de trading. Dans les deux cas, nous sommes face à deux formes de changement technologique distincts qui méritent d'être décrits ici : des marchés en réorganisation sur la base de marchés virtuels avec des carnets d'ordre devenus électroniques (STT) et des investisseurs utilisant des systèmes algorithmiques d'aide à la décision pour automatiser leurs pratiques de trading (SAD) (Jain, 2005).

#### 1.1.1. *Emergence des algorithmes de marchés, organisateurs d'appariement*

Les premières formes d'organisation d'échanges d'actifs financiers ont vu le jour au XVII<sup>e</sup> siècle au sein des Provinces



Unies (Pays-Bas actuels). L'agencement d'origine, dont le schéma a ensuite été dupliqué en Europe et outre-Atlantique, s'est voulu conduit par la nécessité de centralisation physique des échanges. Les achats et ventes sur titres devenant rapidement une activité quotidienne et continue, il fut nécessaire d'établir un lieu dédié de cotation et de négociation – les Bourses de Valeur – appelé parquet. S'y retrouvaient des professionnels dédiés qualifiés alors d'agents de change et dont le statut s'est rapidement institutionnalisé. Les traders historiques étaient alors caractérisés par leur appartenance à une caste d'exception, dont le roulement très réglementé sur la base d'un *numerus clausus* stricte, s'effectuait par cooptation ou par héritage familial (Godechot, Hassoun, Muniesa 2000). La véritable rupture avec cette organisation historique ne s'est instruite qu'au XX<sup>e</sup> siècle, à partir des années soixante, induisant sur un demi-siècle une transformation radicale du paysage boursier et de l'activité du trader. Cette dernière résulte de la conjonction d'une vague d'innovations technologiques majeures et d'une réglementation favorable au développement et au décloisonnement des marchés financiers. L'information essentielle à l'échange de titres (actions, obligations, dérivés...) s'est développée, complexifiée, rendant nécessaire l'industrialisation de son traitement.

Les années 2000 ont marqué un véritable tournant, notamment sur le plan des marchés européens et américains. Avec l'introduction d'un nouveau cadre réglementaire (*National Market System Regulation* aux Etats-Unis, 2005 et Directive Marchés d'Instruments Financiers en Europe, 2007), la concurrence entre les plateformes d'appariement des ordres a été introduite. Dans ce contexte, les pratiques se sont modifiées : impossible pour un être humain de gérer un portefeuille sur des places démultipliées, fragmentées et interconnectées tout en analysant toute l'information disponible

en continu. Parmi les facteurs de différenciation, la vitesse a donc été une arme concurrentielle de taille, surtout lorsque l'on sait que les plus-values appartiennent toujours à ceux qui ont détecté les futures tendances les premiers. La réduction des pas de cotation (nombre de décimales maximum caractérisant le prix d'un titre) chez certains opérateurs est allée de pair avec un gain de parts de marché, forçant toute concurrence à un alignement et permettant aux traders de réaliser des gains sur la base de mouvements de prix de plus en plus fins. D'autres opérateurs – y compris les opérateurs historiques comme le Nasdaq ou le NYSE – ont développé des services d'« ordres flashes » (service premium payant, autorisant leur souscripteur de voir les ordres en provenance d'autres participants une fraction de seconde avant que ceux-ci ne deviennent publics). Certains courtiers, bénéficiant d'accès directs au marché (par exemple le carnet d'ordre d'Euronext) du fait de leur statut de membre, ont proposé à leurs propres clients de leur faire bénéficier de cet accès (sous la forme d'un service DMA – *Direct Market Access*) afin de gagner en vitesse. A noter également le développement du phénomène de « colocation », c'est-à-dire le déménagement des serveurs des principales sociétés d'investissement juste à côté des serveurs des bourses, afin de réduire au maximum les délais de transmission.

### **1.1.2. SI d'aide aux décisions de trading – d'un usage support à un usage substitut**

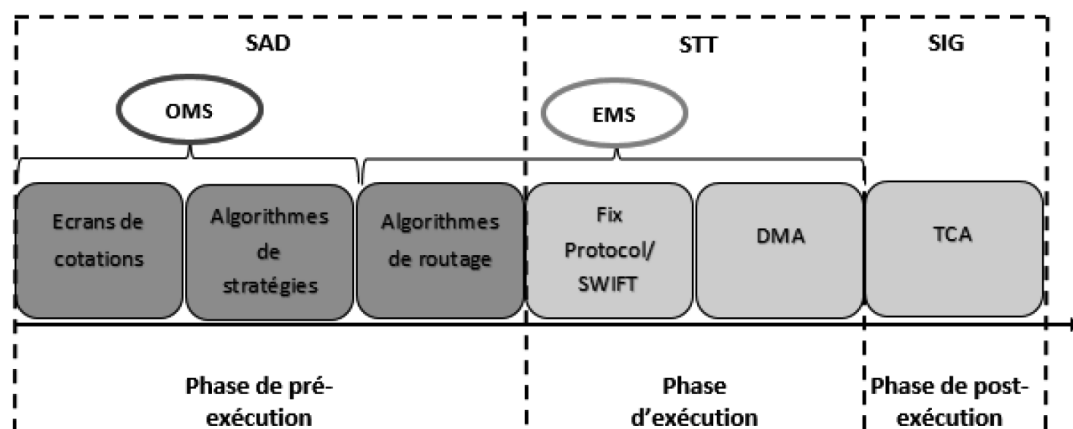
Cette évolution vers une finance institutionnelle hyper connectée et fondée sur la vitesse ne s'est pas faite sans modifier considérablement les pratiques des utilisateurs directs de ces services, et en particulier celles des traders. L'adoption de nouveaux outils d'informatique décisionnelle a non seulement profondément changé l'organisation opérationnelle de l'activité de

trading, mais également les croyances des traders. Sur le plan opérationnel, l'activité du trader consiste à prendre des positions d'achat ou de vente sur le marché. Il doit réaliser des transactions en optimisant un portefeuille de titres financiers – celui de son employeur ou celui de son client. Il détermine en continu le couple rendement-risque lié aux titres détenus. Plus sa position induit une exposition au risque de perte en capital importante, plus les possibilités de performance en cas de réussite sont élevées afin de rémunérer le risque pris. Formellement et historiquement, le trading a toujours reposé sur 4 phases : 1/ la collecte de l'information financière (*scanning*), 2/ son analyse, 3/ la décision de prise de position en découlant (passage d'ordre), puis 4/ la phase de *feedback* où l'on obtient les résultats de sa transaction (Arena, Oriol, Pastorelli, 2013). A l'origine des marchés financiers, l'intervention humaine était exclusive sur chacune de ces tâches. Sur la base des quotidiens économiques, des rumeurs et de quelques graphiques griffonnés sur un bout de papier (puis enrichis de quelques tendances avec le développement des calculatrices), les traders passaient leurs ordres sur le parquet (ou corbeille), salle emblématique où tout se déroulait de manière physique et où les émotions, frayeurs, emballements, étaient palpables et non retenus. La numérisation des échanges a permis d'industrialiser le traitement de volumes d'ordres et de données de plus en plus importants au sein des *desks*. L'adoption globale de la messagerie standardisée SWIFT ou le protocole FIX et les partenariats avec des diffuseurs de données de marchés comme Reuters, ont conduit à automatiser le traitement des phases routinières pré- (envoi des ordres aux *brokers*) et post-transaction (*feedback* et règlement/livraison de l'opération). En 1979, le premier logiciel de programmation de trading, CompuTrac, développé à partir des capacités calculatoires et de stockage

d'un des tous premiers micro-ordinateurs Apple II fut lancé, marquant le début de l'ère du trading algorithmique (*i.e.* achat/vente automatisé d'actifs en bourse par le biais de programmes codés). Les années 80, puis 90 ont démocratisé ce business d'un nouveau genre avec la commercialisation de *program trading* toujours plus innovants, autorisant l'industrialisation de stratégies statistiques de plus en plus évoluées.

La démultiplication de l'information, des instruments et des transactions financières a rapidement rendu la première et la dernière phase humainement ingérables. L'intégration progressive des automates de trading a été en premier lieu destinée à couvrir les tâches routinières de *scanning* et de *feedback*, permettant ainsi au trader de se concentrer sur son cœur de métier : l'analyse de l'information et la prise de position (phases 2 et 3). Mais le développement des capacités calculatoires des micro-ordinateurs et des potentialités des logiciels de programmation, permettant de sophistication au maximum des stratégies de *trading* sur la base d'une analyse statistique élaborée, ont rendu possible le pilotage automatique des deux dernières phases à intervention humaine. Ainsi, formellement, les systèmes d'aide à la décision représentent une partie substantielle du processus de meilleure exécution des ordres. Ces outils sont regroupés sous différentes applications qui constituent l'OMS (*Order Management Systems*), qui a pour but d'aider le *trader* à allouer ses ordres de manière optimale (cf. Figure 1). Les outils de trading algorithmique avec leur possibilité de paramétrage automatique, ainsi que les systèmes d'alerte, sont des composantes de l'OMS. Une fois la stratégie déployée, les ordres sont gérés par l'EMS (*Execution Management Systems*) dont le rôle est d'analyser l'ensemble des STT potentiels et d'identifier le meilleur moment, le meilleur lieu et la meilleure manière d'exécuter les ordres. Ces systèmes regroupent l'ensemble des technologies

**Figure 1 : Systèmes d'aide à la décision, systèmes de traitement et systèmes d'information de gestion utilisés dans les différentes phases d'exécution des ordres.**



de connectivité entre les services, comme par exemple le DMA (qui permet un accès direct au marché – Cf. *supra*), et le Fix Protocol. Les systèmes d'information de gestion (SIG) sont largement incarnés, pendant la période post-exécution, dans la phase de *feedback* (TCA – *Transaction Cost Analysis*). L'évaluation des coûts implicites et explicites de la transaction passe par le recours à un logiciel de gestion qui génère des résultats quotidiens en identifiant, mesurant et analysant ces coûts *a posteriori*. Des rapports peuvent ensuite être produits et mis à disposition des clients.

Jusqu'à la dernière décennie, le trader avait alors le choix entre le trading totalement automatique ou semi-automatique (Francis *et al.*, 2000 p.122). L'avantage était souvent donné à la version semi-automatique (l'algorithme produisant alertes et points d'entrées intéressants en suggestion, mais laissant toujours le soin au trader d'appuyer sur le bouton). En effet, la complémentarité était alors idéale entre l'humain et le robot : l'humain gardant la main, mais laissant le robot canaliser ses émotions, en

le guidant, l'avertissant et lui permettant de « *backtester* » sa stratégie (*i.e.* faire des essais virtuels pour en éprouver la réussite). Mais l'explosion du trading haute fréquence, imposant un temps de réaction de très faible latence et humainement inatteignable a initié le passage d'un usage-support, à un usage-substitut. Le trader haute-fréquence se situe aujourd'hui en dehors du processus, à son origine, en programmant l'intégralité des paramètres de l'algorithme qui deviendra alors autonome sur la base des instructions qu'on lui aura données. Ces stratégies de trading sont aujourd'hui estimées à près de 60 à 70% des volumes aux Etats-Unis, et en Europe.

• **Innovations technologiques et innovations stratégiques**

Ces usages technologiques n'ont pas évolué sans considérablement modifier la conception même des métiers et des pratiques par les traders. L'analyse fondamentale repose sur l'idée que l'évolution des prix est conforme aux mécanismes tirés de la théorie économique. Elle s'est développée dès les toutes premières formes

d'organisation des transactions financières. Ses fondements modernes remontent aux travaux de Graham et Dodd (1934), soulignant les facteurs et indices qu'un investisseur doit analyser avant de prendre position. Une évolution de paires de devise va, par exemple, s'anticiper sur la base de l'observation des taux d'intérêts ou d'inflation, comme le préconisent la parité des taux d'intérêts (PTI) ou la parité des pouvoirs d'achats (PPA). Le prix d'une action va reposer sur les rendements futurs actualisés de son entreprise émettrice. L'objectif de l'analyse fondamentale va donc être d'estimer la valeur intrinsèque d'un titre en examinant une combinaison de facteurs qualitatifs (qualité du management de la firme, gouvernance, éthique...) et quantitatifs (trésorerie, taux de croissance, fonds propres...). Une fois cette valeur de référence déterminée, elle est comparée à la valorisation des marchés. Les titres surévalués sont alors vendus, et surévalués, achetés. Le rôle des fundamentalistes est donc essentiel dans la convergence du processus de formation des prix des actifs vers leur valeur intrinsèque.

A l'inverse, le concept d'analyse technique (ou chartisme) s'est développé plus lentement à partir du début du XX<sup>e</sup>, limité par un tracé à la main des graphiques, un calcul tout aussi manuel des tendances et moyennes et la diffusion elliptique des livres des cotations passées. L'analyse technique diffère de l'analyse fondamentale dans sa finalité : celle d'identifier plutôt

des tendances ou régularités dans les cours passés qui pourraient suggérer des mouvements de prix futurs. La prise de position ne s'effectue donc pas suite à une information nouvelle et économique, mais en fonction de la croyance que les performances passées d'un titre sont des indicateurs de la performance future. Cette pratique réflexive peut engendrer une déconnexion avec les besoins de financement de l'économie réelle. L'arrivée des algorithmes aux puissantes capacités de calcul a radicalement changé la donne, permettant la production d'analyses statistiques de tendances autrement plus sophistiquées et générant un intérêt grandissant. La distinction entre les deux pratiques de trading est résumée dans le tableau 1 ci-dessous.

De nombreux articles empiriques attestent de la montée en puissance de cette population et de la démocratisation des stratégies d'analyse technique depuis les années 70 (Frankel, Froot 1987 ; Taylor, Allen 1992 ; Menkhoff *et al.*, 2012). Sur cette seconde moitié du XX<sup>e</sup> siècle, les technologies ont donc profondément modifié et diversifié les écoles stratégiques, impliquant la mobilisation d'inputs informationnels réflexifs. Se pose alors la question des transformations des pratiques et des stratégies des traders qui ont été initiées par le THFs. Peut-on réellement parler de changement paradigmatique des stratégies déployées ?

La littérature a souligné l'important degré d'hétérogénéité des stratégies

**Tableau 1 : Distinction entre stratégies fundamentalistes et techniques.**

Pratiques d'analyse fondamentale	Pratiques d'analyse technique
<p><b>Principe</b> : Le prix d'une action repose sur les flux nets de trésorerie future (dividendes, bénéfices, cash-flows...)</p> <p><b>Objectif</b> : Estimer la valeur intrinsèque d'une action en examinant des facteurs qualitatifs et quantitatifs</p>	<p><b>Principe</b> : Le prix d'une action repose sur les performances passées de ce titre</p> <p><b>Objectif</b> : Identifier des tendances/ régularités dans les cours passés qui pourraient suggérer des mouvements de prix futurs</p>



algorithmiques et à haute fréquence (Foucault 2016). Cependant et de manière récurrente, elle propose une classification fondée sur trois catégories : la tenue de marché (afficher des prix acheteurs et vendeurs sur un actif), l'arbitrage (position à l'achat et à la vente sur plusieurs marchés ou plateformes) et les stratégies directionnelles (positions à l'achat ou à la vente sur plusieurs actifs). Ces dernières exigent de sélectionner et d'implémenter au niveau de l'algorithme un ensemble de signaux aidant à la prédiction de mouvements de prix futurs. Ces signaux peuvent être directement liés à la dynamique de prix et à l'état du carnet d'ordre (par exemple, une déviation des prix d'une moyenne mobile) et sont donc fondés sur une analyse technique. Ces signaux peuvent également se fonder sur les informations en provenance de l'économie réelle via l'analyse textuelle (Shabbir 2015). Selon Foucault (2016), ces stratégies ne sont pas nouvelles. Ce qui est nouveau est « le recours intensif aux technologies de l'information pour l'exécution de ces stratégies et la façon dont elles sont mises en œuvre ».

Il est ainsi possible de distinguer deux types d'input sur lesquels sont fondées les stratégies à haute fréquence : ceux reposant sur les données circulaires (historiques) du marché impliquant une forme de réflexivité des prix, et ceux impliquant une alimentation en données extérieures au marché (annonces macroéconomiques). Les simulations proposées dans la section 3 vont ainsi permettre la distinction de ces sous-ensembles stratégiques associés à l'usage de certaines technologies : ceux fondés sur des inputs de données de marché, et ceux fondés sur des inputs de données de l'économie réelle. La distinction particulière entre les THFs, et les autres populations sera donc quant à elle, fondée essentiellement sur les capacités des agents à concrétiser des positions à une fréquence et une vitesse supérieure aux

autres. Selon le site [zerohedge.com](http://zerohedge.com) : « Le trading sur certains titres s'opère à une latence si faible qu'ils ne peuvent être la conséquence d'une pensée humaine. [...] Certaines entités ont les capacités de poster ou annuler des ordres à la microseconde et de prendre la priorité simplement en additionnant ou réduisant une décimale de leur ordre. Les titres échangés par les humains ont tendance à s'effectuer selon une temporalité plus ample qui va de la minute à la journée ».

## 1.2. Trading algorithmique et flash crashes

L'engouement croissant pour ces automates de trading ne s'est pas fait sans effets pervers. Au sein de la littérature purement financière, de nombreux articles ont étudié l'impact du trading haute fréquence sur les différents aspects de la qualité des marchés, qu'il s'agisse de leur efficacité informationnelle, de leur liquidité ou de leur volatilité/stabilité (Dodd 2010 ; Hendershott *et al.*, 2011 ; Hendershott et Riordan, 2012 ; Hagstromer et Norden, 2013 ; Brogaard *et al.*, 2014 ; Veryzhenko *et al.*, 2016). Ces marqueurs de la qualité des marchés financiers sont intimement reliés au nombre mais également aux comportements des contreparties en présence dans le cadre de processus interactifs et cumulatifs. Bien que certaines études prouvent que ce type de stratégie améliore la liquidité et la fluidité des échanges (Hendershott *et al.*, 2011), d'autres montrent qu'une partie non négligeable de la liquidité deviendrait inaccessible aux acteurs n'étant pas dotés d'une rapidité calculatoire et d'exécution suffisante (Dodd, 2010). Au-delà de ces distorsions entre acteurs, le trading haute fréquence serait également à l'origine d'importants crashes boursiers « éclairs », fondés sur une mécanique tout à fait singulière si l'on observe les faits générateurs historiques des crashes boursiers (cf. Tableau 2).



**Tableau 2 : Tendances récentes de l'informatisation des marchés financiers.**

Période	Principaux crashes répertoriés	Caractéristiques technologiques des échanges
1900-1950	29 Octobre 1929	Telex, parquet et interactions humaines
1950-1980	28 Mai 1962	Ordinateurs, marchés électroniques et trading réflexif
Fin XX <sup>e</sup>	19 Octobre 1987	Automates, dématérialisation et trading algorithmique
Début du XIX <sup>e</sup>	6 Mai 2010	Fibre noire, colocation et trading haute fréquence

Jusqu'à la première moitié du XX<sup>e</sup> siècle, la technologie était faiblement intégrée au sein des activités boursières. Les différents épisodes historiques de crashes (Tulipomanie, bulle des Mers du Sud, crash de 1847 ou crash de 1929 pour les plus connus) étaient issus de défaut d'évaluation des acteurs sur une période d'ajustement assez longue. La période d'après-guerre est celle de la globalisation et de l'explosion de la finance directe. Les crashes reposent sur des mécanismes de propagation beaucoup plus importants, mais fondent toujours leurs origines sur des éléments géopolitiques ou d'évaluation (1962). Le profil des crashes commence à se modifier à partir des années 80, lorsque la technologie s'implante plus massivement. Le crash d'octobre 1987 (marchés américains d'actions) et celui de 1994 (marchés américains obligataires), bien que portant sur une mécanique et un produit différent, ont tous deux fait émerger de nouveaux responsables aux côtés des problématiques historiques des bulles et de l'évaluation erronée : les programmes de trading automatique. Ces derniers n'auraient certes pas provoqué, mais contribué à largement amplifier le phénomène de rupture en réagissant automatiquement à

une situation inédite pour leur paramétrage (Jorion, 2010).

Avec l'avènement du trading haute fréquence, des stratégies de faible latence et du haut-débit, de nouvelles situations extrêmes sont apparues, certes de courtes durées, mais à la fréquence bien plus élevée. Le plus connu à ce jour est le flash crash du 6 mai 2010 aux Etats-Unis. A l'origine de ce crash, un ordre de vente de 75000 E-mini contrats sur S&P500. Plus tard, en août 2012, le courtier américain Knight Capital perd 440 millions de dollars et provoque dans la foulée un flash crash à la bourse de New York. Une erreur opérationnelle, lors de la mise en place d'un nouvel algorithme, a provoqué l'envoi d'ordres par centaines pendant 40 minutes. Si ces deux crashes sont les plus emblématiques, ces cas sont loin d'être isolés selon l'étude menée par Nanex (société spécialisée dans la fourniture des données de marché) sur le nombre d'incidents enregistrés depuis 2007 (2576 en 2007 contre 254 en 2006 sur le Nyse). Notre objectif est donc ici d'analyser le lien entre l'instabilité croissante des marchés et l'automatisation des stratégies induites par les nouvelles pratiques technologiques.

## 2. RAPPROCHER LA RECHERCHE EN FINANCE DE MARCHÉ ET EN SI À L'AIDE DE LA MODÉLISATION MULTI-AGENTS

Depuis l'émergence de ces nouvelles formes de crash, les pratiques technologiques émergentes des traders haute-fréquence et leur conséquence sur l'organisation des marchés financiers ont été largement documentées par différentes littératures en sciences sociales ; chaque contribution ambitionnant d'y apporter un éclairage spécifique. D'une part, des travaux émergents en sociologie de la finance ("*social studies of finance*") ont commencé à s'intéresser aux pratiques professionnelles des traders au-delà de leurs techniques de trading ; l'esprit de ces contributions étant de développer une approche plus « culturelle » des marchés financiers. Certains travaux témoignent de l'existence d'écologies de pratiques de trading haute-fréquence (MacKenzie, 2014). D'autres utilisent l'analyse de discours pour montrer que le trading automatisé est davantage un arrangement de différentes communautés épistémiques qui diffèrent selon le secteur appréhendé et dont les pratiques dépendent largement de la partie prenante considérée (régulateurs, firmes de trading haute fréquence, analystes de marchés, etc.) (Seyfert, 2016). L'appréhension d'une construction de sens opérée par les acteurs des marchés financiers apparaît alors comme dénominateur commun à ces approches. Dans le même temps et plus particulièrement depuis le flash crash de 2010, les contributions en finance de marché se sont surtout traduites par des approches standards fondées sur l'évaluation du prix des actifs et les comportements des investisseurs (Beaufils *et al.*, 2009). Les approches les plus empiriques qui considèrent la vitesse associée aux nouvelles technologies de trading sont très contrastées dans leurs résultats. Par exemple, l'impact de stratégies de colocation

est évalué par certains comme ayant des effets positifs sur la liquidité (Boehmer, Fong, Wu, 2015) ; alors que d'autres travaux empiriques y associent des effets négatifs (Gai, Yao, Ye, 2013 ; Hendershott, Moulton, 2011). A ce titre, Foucault (2016) nous invite à la prudence quant à l'interprétation de résultats empiriques concernant le trading haute-fréquence. Il souligne qu'« il est rare que des chercheurs aient accès à des séries de données dans lesquelles les ordres placés par les tables de négociation de trading haute-fréquence portent une marque qui les distingue des ordres des autres acteurs du marché », les conduisant à « recourir à des méthodes indirectes afin de repérer ces ordres ».

Enfin, la littérature en gestion des systèmes d'information est beaucoup plus embryonnaire sur la question malgré une série de travaux publiés par Bruce W. Weber dès la fin des années 90. Si ces travaux se sont intéressés à l'adoption des nouvelles technologies de trading (Clemons, Weber, 1996) ; ils proposent également de comparer un système de cotation à la criée avec un système d'appariement électronique (Weber, 1999). Sur la base d'un modèle de simulation, ces travaux montraient déjà que l'utilisation d'un carnet d'ordres électronique améliorerait la qualité d'un marché financier ainsi que la satisfaction du client, en diminuant les coûts de transaction des investisseurs. Ainsi, si Weber attirait déjà l'attention sur l'importance d'étudier avec soin l'impact de systèmes alternatifs de trading par rapport à la cotation à la criée et leurs rôles dans la création d'incitations à apporter de la liquidité, peu de travaux ont continué à se développer sur cette thématique, malgré l'intérêt récent pour le domaine des Fintech. Si ces contributions initient des avancées sur la compréhension des innovations en matière de technologies de trading, elles ambitionnent un peu moins de lier la nature de ces technologies, avec les stratégies des traders et des phénomènes plus macroscopiques de type flash crash.

Kauffman *et al.* (2015) insistent pourtant sur la nécessité d’appréhender les trajectoires historiques d’émergence des structures et des pratiques face à la technologie. Appréhender les usages et les interactions inhérentes au processus d’adoption technologique est, selon ces auteurs, une étape méthodologique incontournable. Elle permet de dépasser des approches purement technologiques ou purement financières tronquant une partie de la réalité institutionnelle des marchés financiers. Dans une perspective de rapprochement entre des approches qui tiennent compte de l’hétérogénéité des stratégies (de type approches « culturelles ») et d’autres, plus financières, s’intéressant à l’évolution des prix, nous proposons d’utiliser la modélisation multi-agents comme méthode d’analyse. Cette forme de modélisation présente la spécificité de se construire sur des hypothèses réalistes issues de la littérature empirique et sur l’observation des stratégies des traders et de leurs usages technologiques. Au sein de ces simulations, les agents peuvent être plus ou moins dotés de capacités leur permettant de réagir plus vite que les autres (donc à forte fréquence), mais également de capacités calculatoires permettant l’élaboration de stratégies plus quantitatives (donc algorithmiques). L’utilisation du logiciel ATOM, reproduisant les règles de fonctionnement actuelles du système NSC (Nouveau Système de Cotation) d’Euronext est représentatif d’un fonctionnement classique de carnet d’ordre électronique. Ici, la problématique d’évolution des prix n’est pas exclue de l’analyse mais ne constitue qu’une conséquence des stratégies des traders. En filigrane de la discussion, la question de la règle est soulevée, avec un questionnement sur la nécessité d’orienter les traders vers une utilisation plus éthique de la technologie, stabilisatrice pour le marché financier (objectif de sécurité), sans dégrader l’efficacité des décisions de trading (objectif de performance).

Malgré l’utilisation de plus en plus fréquente de ce type d’approches en gestion, son caractère récent justifie d’en apporter ici quelques éléments de définitions et de clarification. La simulation est un outil de modélisation, qui dépasse la fonction de prédiction d’un modèle standard, et qui est assimilable à une « expérience virtuelle » (Carley, 2001), à une « carte » de la réalité qui permet de faire apparaître des éléments non-observables *a priori* (Cartier, 2003) ou encore à une « caricature » de la réalité qui donne une meilleure représentation au chercheur qu’une photographie (Roy, 2002). Pour Davis *et al.* (2007, p. 481), il s’agit d’une « méthode fondée sur un logiciel informatique qui permet de modéliser des opérations des processus, des systèmes et des événements du ‘monde réel’ » et qui « permet de créer une représentation computationnelle de la logique théorique sous-jacente qui lie les différents construits à l’intérieur de ces mondes simplifiés. Ces représentations sont ensuite codées au sein du logiciel qui est généré de manière répétitive sous des conditions expérimentales variables [...] afin d’obtenir une série de résultats ». La simulation se distingue des modèles mathématiques plus traditionnels qui sont souvent associés à une démarche réductionniste, qui impose un ensemble d’hypothèses restrictives et irréalistes (exemples : linéarité des équations de comportement, hypothèse réductrice de rationalité parfaite des agents, ou encore homogénéité des comportements humains). Les modèles de simulation présentent l’avantage de réduire ces limites de la formalisation, en acceptant la complexité inhérente d’un système, et en permettant une démarche dans laquelle des agents hétérogènes prennent des décisions qui peuvent s’éloigner de l’optimum (Cartier, 2003, p. 81). En d’autres termes, la simulation consiste en une forme artificielle d’expérimentation qui serait souvent difficile à mettre en œuvre à l’échelle d’une dynamique ou de pratiques réelles.

C'est dans cet esprit que les hypothèses de notre modèle ne sont pas pensées de manière indépendante des réalités observées. Si toute théorie doit se fonder sur des abstractions, le type d'abstraction choisi ne peut pas se décider *in vacuo* et il doit être cohérent avec un résumé des faits que le modélisateur considère pertinents pour sa problématique. Contrairement à certains modèles mathématiques traditionnels, les hypothèses n'ont pas de portée intemporelle et universelle, mais dépendent d'une durée et d'une régularité jugées suffisantes. Si les règles et les hypothèses du modèle s'appuient sur des arguments formulés par la littérature existante, le modèle doit s'articuler à la réalité pour ensuite fournir un nouvel éclairage et de nouvelles propositions à la recherche. Pour reprendre les termes de McKelvey (2002, p. 24-25), un modèle de simulation doit répondre aux principes d'adéquation analytique et ontologique. L'adéquation analytique (ou validité interne), concerne la coïncidence entre les résultats du modèle et les fondements conceptuels qui ont permis la construction du modèle (notamment par l'introduction de règles et d'hypothèses réalistes). Ainsi, d'un point de vue analytique, le modèle sera considéré comme valide s'il reproduit les résultats mis en exergue à partir d'un examen critique de la littérature. D'autre part, l'adéquation ontologique (ou validité externe) consiste à évaluer la validité d'explication de la réalité par le modèle, en comparant « les termes principaux de la structure du modèle à la portion de réalité qui se trouve au centre du modèle » (Cartier, 2003, p. 141). L'idée est ainsi de tester si la dynamique principale exprimée par le modèle de simulation peut se retrouver dans le phénomène réel venant alimenter la problématique de départ.

La littérature tend à distinguer trois grandes familles de modèles (Dooley, 2002 ; Cartier, Forgues, 2006) : les modèles multi-agents, les modèles de simulation d'événements discrets et les modèles de dynamique des

systèmes. Pour mieux comprendre les pratiques de trading algorithmique à haute fréquence par le prisme des usages technologiques, une approche multi-agents s'avère être la plus pertinente. En effet, les modèles multi-agents analysent un système composé d'agents hétérogènes qui fondent leurs choix sur ceux des autres agents, sur leurs propres croyances et sur l'évolution de leur environnement. L'un des enjeux de ce type de modèles est de permettre une simulation sociale qui clarifie le lien entre des phénomènes observés au niveau du système dans son ensemble (émergence de macro-propriétés comme les phénomènes de flash crashes) et les phénomènes locaux envisagés au niveau de l'individu (micro-interactions comme les pratiques de trading algorithmique par des traders hétérogènes). L'approche multi-agents est donc considérée comme une approche 'bottom-up' ou 'centrée-individus' qui considère que l'émergence d'un phénomène observé au niveau global est liée aux comportements et aux interactions des acteurs à un niveau local. Cette approche s'oppose à des modèles construits sur une approche 'top-down' ou 'centrée-groupe' qui ne s'attache pas à simuler des acteurs hétérogènes proches de leurs comportements réels mais qui s'intéresse davantage aux dynamiques globales de population (incluant les tendances d'évolution de prix ou de titres). L'approche multi-agents est donc préférée ici à des approches 'top-down' qui n'éclairent pas les parties constituantes du système global en réduisant ainsi *ex-ante* la complexité inhérente aux dynamiques des marchés financiers.

### 3. TRADING HAUTE-FRÉQUENCE ET FLASH CRASHES : UNE SIMULATION MULTI-AGENTS

La démarche exposée ici consiste à construire un modèle de simulation multi-



agents pour mieux comprendre le rôle des nouvelles pratiques de trading haute-fréquence, dans l'apparition de crashes *intra-day* et de mouvements extrêmes de prix suite à un choc de liquidité. Dans cette optique, nous proposons deux séries de simulation qui reproduisent un marché financier artificiel. Ces deux marchés artificiels intègrent des systèmes d'information opérationnels (STT) qui participent à l'opérationnalisation des transactions au niveau global et donc à l'appariement.

- La première série de simulations consiste à reproduire des conditions normales de marchés et constitue donc un premier benchmark (section 3.2.). Il s'agit plus particulièrement d'analyser dans quelle mesure la présence de THFs conditionne l'apparition de mouvements extrêmes de prix dans ces conditions normales.

- La deuxième série de simulations reproduit un flash crash causé par un choc opérationnel (un ordre de vente de grande taille), au sein d'une microstructure également fondée sur un carnet d'ordre électronique (section 3.3.).

Il s'agit ici de mettre au centre de l'analyse la présence de pratiques hétérogènes de trading, différenciées par leurs usages de systèmes d'aide aux décisions de trading. La vitesse d'exécution des ordres est considérée comme une conséquence directe de l'utilisation de technologies de connectivité et de routage à haute-fréquence. A cette vitesse, l'action cognitive humaine n'a pas la capacité suffisante de traitement de l'information ; ce qui implique donc des décisions de trading automatisées (usage substitut) (McGowan 2010). Au sein des simulations, le trading haute fréquence se traduit donc par un temps de parole prioritaire et une systématisation des positions à chaque pas de temps. Dans une deuxième série de simulations, c'est donc l'effet des pratiques de trading haute fréquence sur l'ampleur du crash qui est plus particulièrement

analysé. Cette deuxième série de simulations contient deux scénarios.

Le premier scénario consiste à reproduire un flash crash à la suite d'un choc de liquidité sur un marché uniquement peuplé par des agents aux mêmes capacités technologiques et inputs stratégiques (accès équivalent aux nouvelles économiques, interrogation et réaction aléatoires, et stratégies uniquement fondées sur les fondamentaux). Ce scénario a pour objectif de servir de benchmark en reflétant les conditions plus équitables et les stratégies exemptes de réflexivité qui existaient sur les marchés avant le boom technologique post-deuxième guerre mondiale. Le second scénario permet d'intégrer une hétérogénéité à la fois en termes de recours aux systèmes d'aide à la décision de trading (plus ou moins automatisés), de pratiques de trading et donc de temporalité d'exécution. Cette hétérogénéité permet d'appréhender l'influence de populations d'agents dotés de capacités de traitement de l'information et calculatoires, mais également de réactions supérieures. La microstructure est ici stabilisée entre les deux scénarios afin d'isoler et d'étudier l'impact des pratiques technologiques d'une part, et d'autre part de nous intéresser à l'impact de changement de règle si l'un des curseurs micro structurels est modifié (section 3.4.). Une simulation similaire a déjà été proposée par Brewer *et al.* (2013), mais elle repose sur un marché uniquement composé de fondamentalistes. Nous partons ici du principe que le flash crash est essentiellement relié à une caractéristique opérationnelle et que sa propagation repose sur l'activité d'agents à haute fréquence qui ne peuvent donc être exclus de l'analyse.

### 3.1. Environnement artificiel et caractéristiques transactionnelles

Nous utilisons une plateforme de simulations multi-agents **ArTificial Open Market**



(**ATOM**) (Brandouy *et al.*, 2013) offrant une grande souplesse dans l'individualisation des procédures, aussi bien au niveau de la microstructure qu'au niveau des pratiques de trading. La plateforme est alimentée par trois univers (*cf.*, Beaufilet *et al.*, 2009).

- Le monde extérieur (évolution des agrégats macroéconomiques et de la valeur intrinsèque des titres échangés) ;
- Les agents – ici, les traders – dont le profil hétérogène intégrant le recours à des systèmes d'aide à la décision plus ou moins automatisés génère différentes pratiques de trading ;
- La microstructure du marché, c'est-à-dire le choix des mécanismes permettant l'exécution des ordres.

La plateforme d'appariement est paramétrée selon un principe de double enchère continue. L'usage de systèmes de traitements transactionnels explicité dans la première partie de l'article est pris en compte dans la considération d'un carnet d'ordre ou feuille de marché électronique qui synthétise les positions prises par l'ensemble des acheteurs et vendeurs. Le système de traitement transactionnel confronte les ordres d'achat et de vente en les triant par ordre de prix et d'arrivée. Au cours de la séance, les agents peuvent être interrogés aléatoirement ou prioritairement (haute-fréquence) et choisir de se positionner avec une rythmicité plus (haute fréquence) ou moins importante, en fonction du système d'aide à la décision qu'ils utilisent. Ils peuvent choisir la quantité désirée, le sens (achat ou vente), le type d'ordre et de procéder à certaines annulations de positions en attente. Selon Hagströmer et Norden (2013), les ordres les plus utilisés par les THFs étant les ordres au marché (exécutés au meilleur prix disponible) et les ordres à cours limités (comprenant une limite maximum/minimum de prix acceptés), les agents ont la possibilité d'utiliser ces deux options. Nos

simulations sont ainsi fidèles au principe du rasoir d'Occam défendu par Beaufilet *et al.* (2009) et qui invite à élaborer un modèle de simulation économe dans ses spécifications afin d'isoler le phénomène que l'on souhaite étudier. Le marché artificiel est ici consolidé, permettant l'échange d'un titre et fondé sur un carnet d'ordre. Seule la spécification des agents THFs répond ici à une précision reflétant un certain état de la complexité stratégique.

Le temps est ici considéré avec une granularité de 30,600,000 millisecondes, ce qui correspond à une séance de trading en continu de 8h30. Plus spécifiquement, l'apparition d'un flash crash suite à un choc opérationnel est simulé selon deux scénarios : (i) un marché peuplé par 1200 fundamentalistes aux mêmes capacités d'accès, de traitement de l'information et de réaction, utilisé comme benchmark, et (ii) un marché peuplé par 1050 traders fundamentalistes aux mêmes caractéristiques que précédemment, et par 150 traders haute-fréquence hétérogènes. Chaque scénario a été réitéré 100 fois et les statistiques extraites représentent la moyenne de ces 100 répétitions.

### 3.2. Les agents

Nous introduisons plusieurs stratégies d'investissement. Nous avons vu au sein de la section 1.2. que la littérature évoquait une classification des THFs selon trois catégories : la tenue de marché, l'arbitrage et les stratégies directionnelles.

Nous avons spécifiquement paramétré nos THFs selon cette dernière catégorie, excluant les teneurs de marché, d'une part, car nous avons choisi de ne pas différencier les agents THFs et non THFs de par leur dotation initiale en cash et en actifs. D'autre part, dès lors que nos simulations sont des simulations sur un marché unique, cela exclut également de fait les stratégies

d'arbitrage. De plus, comme le montre la littérature empirique (Bernile *et al.*, 2016 ; Kurov *et al.*, 2016), certains agents détiennent un avantage d'accès à l'information fondamentale avant qu'elle soit accessible au grand public. Nous intégrons également les agents (*news traders*) qui basent leur stratégie sur l'accès rapide aux annonces ou sur leurs capacités d'analyser cette information et de prendre rapidement la décision. L'objectif de nos simulations est donc de comprendre essentiellement le comportement et l'influence de THFs à stratégie directionnelle, fondamentaliste ou non, contra-cycliques ou suiveurs de tendances, sur la dynamique des prix après un choc opérationnel.

*L'agent fondamentaliste.* Ces agents utilisent les informations exogènes au marché pour prendre leurs décisions. Cette pratique de trading est la plus ancienne observable sur les marchés financiers et ne repose sur aucun système d'aide à la décision particulier, bien que ces derniers puissent faciliter la collecte et le traitement de l'information (*cf.* les traders haute-fréquence *infra*). Dans nos simulations, nous intégrons donc des agents prenant leurs décisions de manière indépendante de technologies d'aide à la décision en les considérant d'emblée comme fondamentalistes (car les stratégies chartistes nécessitent à minima des artefacts de calcul) et à une temporalité de réaction humaine (entre 30 secondes et 1 heure). Ces agents ont toutefois recours aux STT (*cf.* Figure 1) pour faciliter la phase d'exécution des ordres.

Les fondamentalistes suivent un signal de « juste prix » intégrant l'ensemble des informations disponibles. La valeur fondamentale  $V_t$  est déterminée comme suit :

$$V_t = V_{t-1} + \delta_t \\ \delta_t \sim N(0, \sigma^\delta)$$

Les agents sont soumis à une rationalité limitée : la valeur fondamentale perçue des

titres  $W_t$  est biaisée par  $\epsilon_i$  qui détermine la précision avec laquelle chaque agent interprète les fondamentaux.

$$W_t = V_t + \epsilon_i \\ \epsilon_i \sim N(0, \sigma^\epsilon)$$

Si  $P_t > W_t$ , les agents émettent un ordre de vente. Si  $P_t < W_t$ , ils émettent un ordre d'achat. Dans nos simulations la valeur fondamentale initiale est de 44.00 avec le signal de variation  $\sigma^\delta = 0.01$  et la précision de prévision de cette valeur  $\sigma^\epsilon = 0.01$ .

*Les traders haute-fréquence.* Les traders haute-fréquence sont hétérogènes, mais leur point commun est d'utiliser des systèmes d'aide à la décision les plus performants possibles pour tirer profit d'une stratégie fondée sur la vitesse. A ce titre, nous distinguons les THFs en possession d'un avantage informationnel de court terme (donc tournés vers les fondamentaux du monde extérieur) et ceux travaillant sur les historiques de prix pour formuler leurs anticipations (donc tournés vers les séries de prix émanant du carnet d'ordre). Ainsi, la première catégorie des stratégies de THFs considérées au sein des simulations est de type trading de *news*. Ces agents fondamentalistes fondent leur stratégie sur les mêmes mécanismes que ceux décrits *supra*. Mais ils se différencient des précédents par leur utilisation de l'analyse textuelle leur permettant d'être systématiquement plus réactifs (réaction à la milliseconde).

Le deuxième groupe d'agents a un comportement plutôt spéculatif ou directionnel : ces agents cherchent à détecter et anticiper des tendances dans les prix afin d'en tirer un bénéfice à court terme. Ils sont donc représentatifs de l'analyse technique dont les prises de positions sont fondées sur une règle prédéterminée à l'avance et par l'utilisation de SAD leur fournissant les capacités calculatoires nécessaires à cette pratique. Leur réaction est immédiate suite aux changements de tendances

facilement détectés par leurs logiciels de trading algorithmique. De manière générale, les chartistes ne sont pas homogènes. Selon Brogaard *et al.*, 2016, certains agissent en apporteurs de liquidité tandis que d'autres, au contraire, ont tendance à la consommer. Les stratégies directionnelles au sein de nos simulations sont donc scindées entre celles qui accélèrent les tendances (*trend followers*) et celles qui les contrebalancent (*contrarians*). Ainsi, les THFs de type directionnel vont essayer d'exploiter les prix historiques et d'en anticiper les variations :

$$\left| \frac{P_t - P_{t-n}}{P_{t-n}} \right| > \Delta_i$$

Ces agents sont hétérogènes également selon le paramètre  $\Delta_i$  qui détermine la variation de prix minimum qui va induire une réaction de la part de l'agent. Si les agents sont de type modérateur de tendance, ils vont acheter (vendre) les titres dont les prix ont décliné (augmenté) pendant l'intervalle des 10 à 100 dernières secondes. S'ils sont de type accélérateur de tendance, ils achèteront (vendront) lorsque le prix du titre aura augmenté (décliné) sur la même période.

*Les paramètres de la simulation.* Nous posons trois hypothèses nous permettant d'établir les principaux paramètres de la simulation :

- Le temps est discret et indexé par  $t = 1, 2 \dots$ . Cela détermine les tours de trading, quand les agents sont interrogés d'une manière aléatoire pour prendre leurs positions sur le marché (Brock *et al.* 1997, Challet *et al.* 2005). Le processus de trading est continu. Les agents émettent les ordres à n'importe quel moment en produisant le flux des ordres, et le prix est actualisé instantanément (Shatner *et al.*, 2000).

- Toutes les informations concernant les distributions de rentabilités des titres et les prix sont gratuitement disponibles à tous les agents.

- La question de détermination de prix limite des ordres joue un rôle principal dans la liquidité et par conséquent dans la dynamique de prix. Nous appliquons les principes proposés par Jacobs *et al.* (2004).

Prix d'Achat (*Bid*)

$$P_{Bid,t} = P_{Bid,t-1} + \beta_t$$

où  $P_{Bid,t-1}$  est la meilleure proposition d'achat au moment  $t-1$ . Et  $\beta_t$  est tiré au hasard dans un intervalle  $[1,5]$  : cela signifie que la meilleure demande sera augmentée d'une valeur entre 1 et 5 centimes.  $P_{Bid,0}$  est le prix de fermeture le jour précédent.

Prix de Vente (*Ask*)

$$P_{Ask,t} = P_{Ask,t-1} - \alpha_t$$

où  $P_{Ask,t-1}$  est la meilleure offre au moment  $t-1$ ,  $\alpha_t$  est tiré au hasard dans un intervalle  $[1,5]$  : cela signifie que la meilleure offre sera diminuée d'une valeur entre 1 et 5 centimes.  $P_{Ask,0}$  est le prix de fermeture le jour précédent. Cette règle permet de garantir la liquidité au marché et de diminuer le *bid-ask spread* (BAS – la fourchette représentant l'écart entre le prix de vente et le prix d'achat).

Dans une structure d'échange caractérisée par une double enchère continue, un acheteur recherchant un bénéfice envoie l'ordre au prix moins élevé que sa limite. Ce trader espère trouver un vendeur qui acceptera son ordre *bid* à très bas prix. De la même manière, un acheteur envoie l'ordre *ask* au prix plus élevé que sa limite en espérant qu'un vendeur acceptera son offre. En condition de marché compétitif, les vendeurs sont obligés de légèrement diminuer le prix de leur meilleure offre (*best ask*) pour augmenter leurs chances de conclure les transactions de volume souhaité dans la journée, si ce prix leur permet de battre des concurrents et de dégager toujours du bénéfice. Les acheteurs motivés de leur côté par l'achat d'un certain volume de titres dans la journée augmentent

légèrement le meilleur prix d'achat (*best bid*). Cette logique de la formation des offres et des demandes garantit la réduction de *bid/ask spread*, ainsi que la liquidité et la stabilité de marché.

### 3.3. SAD et dynamiques de prix en conditions normales de marché

Comme évoqué en introduction de cette troisième partie, une première série de simulations consiste à mieux comprendre dans quelle mesure le recours à des SAD par des traders haute-fréquence modifie la dynamique des prix en provoquant des variations extrêmes. Sur la base de Brogaard *et al.* (2016), nous calculons d'abord des séries de rentabilités sur des intervalles réguliers de 10 secondes. Ensuite, tous les intervalles appartenant au 99.9<sup>e</sup> percentile de rentabilité absolue sont considérés comme des variations extrêmes de prix. Il convient alors de sélectionner les périodes produisant les variations de prix les plus

importantes. Le tableau 3 résume les statistiques de cette série de simulations pour les deux scénarios déjà évoqués : 1) un marché peuplé uniquement de fundamentalistes humains ; 2) un marché peuplé par des fundamentalistes humains et des THFs hétérogènes. Chaque scénario est répété 100 fois pour le test de significativité des observations.

Le premier résultat, relativement intuitif et attendu, indique que l'activité transactionnelle est substantiellement plus élevée au sein du scénario 2 (9,95 transactions toutes les 10 secondes dans le scénario 1 contre 103,51 avec les THFs), ainsi que le nombre d'ordres. Le volume exprimé en dollar ou en pourcentage est également plus important avec l'introduction des THFs. Cette activité transactionnelle plus élevée dans la population de THFs est directement liée à leur usage de technologies d'aide à la décision (SAD) qui leur permettent de traiter l'information historique et surtout d'exécuter leurs ordres de manière prioritaire sur les autres. Un second résultat, probablement

**Tableau 3 : Statistiques descriptives des variations extrêmes de prix dans des conditions normales de marché avec et sans THF.**

	Scénario 1 : sans THF			Scénario 2 : avec THFs			Diff. (p-value)
	Moyenne	Médiane	Ecart-type	Moyenne	Médiane	Ecart-type	
Rentabilités absolues	0.017	0.016	0.004	0.008	0.008	0.003	(< 2.2e-16)***
Total des transactions	9.956	9.333	5.484	103.508	103.000	39.406	(< 2.2e-16)***
Total des ordres	22.469	20.667	12.666	222.356	230.000	58.345	(< 2.2e-16)***
Volume \$	6.1e+05	5.9e+05	2.3e+05	9.8e+05	1.1e+05	3.1e+05	(< 2.2e-16)***
Volume d'échange	141.773	134.642	54.437	222.907	231.773	68.678	(< 2.2e-16)***
Fourchette affichée \$	0.030	0.028	0.017	0.082	0.078	0.030	(< 2.2e-16)***
Fourchette relative %	0.070	0.065	0.040	0.185	0.174	0.070	(< 2.2e-16)***
Déviations des fondamentaux %	8.380353e-03	8.098788e-03	4.300526e-03	3.859805e-04	2.923596e-07	2.208733e-03	(< 2.2e-16)***

moins intuitif, concerne l'impact des pratiques de THF sur l'ampleur des variations extrêmes de prix, toujours dans des conditions normales de marché. Notamment, il semble important de noter le déclin significatif de la moyenne des rentabilités absolues dans le scénario 2 (en présence de THFs). Dans le détail et sur le marché peuplé uniquement de fundamentalistes, la majorité (79,23%) des variations extrêmes de prix est positive, ce qui démontre la participation active des fundamentalistes à la résilience du marché. L'étendue de ces variations est de -0.03219829 et 0.03561222. A l'inverse, au sein du scénario 2, les mouvements extrêmes de prix négatifs et positifs sont à peu près équivalents. Leur étendue est de -0,04663956 et 0,04258339. Les résultats ont ainsi tendance à montrer qu'en moyenne les THFs n'aggravent pas les variations extrêmes de prix. Parallèlement, les résultats montrent que les THFs réduisent les déviations des fondamentaux et ont donc plutôt tendance à améliorer l'efficacité du marché. Enfin, les spreads (donc les coûts de transaction) s'avèrent plus larges

comparés au marché peuplé uniquement de fundamentalistes. Globalement, nous constatons que dans les conditions normales les THFs consomment autant de liquidité, qu'ils en offrent. Ces premiers résultats, issus de conditions normales de marché, correspondent aux observations empiriques de Brogaard *et al.* (2016) sur le marché américain NASDAQ.

### 3.4. SAD et dynamiques de prix en situation de flash crash

Comme indiqué dans l'introduction de cette partie, cette deuxième série de simulations permet d'introduire un flash crash. Il s'agit ici de soumettre un important ordre de vente au marché (20 fois plus important que le volume moyen, suite à une erreur opérationnelle), qui est immédiatement exécuté. L'introduction de ce choc opérationnel nous permet de mesurer son impact sur la liquidité, sur la dynamique de prix, et surtout, sur la réaction des stratégies haute-fréquence décrites *supra* à cette chute brutale des

**Tableau 4 : Statistiques descriptives du flash crash.**

	Scénario 1 : sans THF			Scénario 2 : avec THF			Diff. (p-value)
	Moyenne	Médiane	Ecart-type	Moyenne	Médiane	Ecart-type	
Profondeur de crash, %	-0.455	-0.454	0.108	-1.230	-1.311	0.618	(< 2.2e-16)***
Total de transactions	151	144	64	363	353	73	(< 2.2e-16)***
Total des ordres	228	277	98	643	654	56	(< 2.2e-16)***
Volume \$	1.3e+06	1.2e+06	0.12e+06	4e+06	3.9e+06	0.78e+06	(< 2.2e-16)***
Volume d'échange	3.1e+04	2.9e+04	1.4e+04	9.1e+04	8.8e+04	1.7e+04	(< 2.2e-16)***
Fourchette affichée \$	0.439	0.426	0.059	0.847	0.889	0.255	(< 2.2e-16)***
Fourchette relative %	0.998	0.966	0.137	1.918	2.004	0.577	(< 2.2e-16)***
Déviations des fondamentaux %	0.038	0.007	0.082	0.081	0.059	0.098	(0.8e-03)***

cours. L'analyse porte plus particulièrement sur les 10 secondes qui suivent ce choc opérationnel (soit 10,000 millisecondes dans notre simulation).

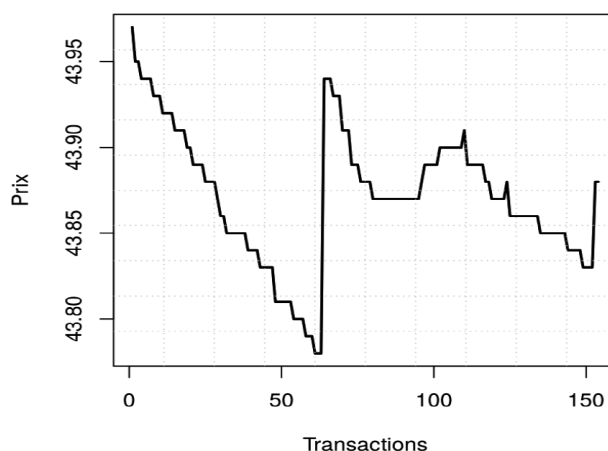
Les résultats du tableau 4 montrent que, dans le deuxième scénario, le nombre d'ordres et de transactions augmente de manière significative suite à l'introduction d'un choc opérationnel. Cela implique un flash crash deux fois plus profond. Dans le premier scénario, la chute s'arrête quand le volume du choc opérationnel est complètement exécuté et les fondamentalistes réalisent que le titre est sous-évalué.

Comme constaté par le régulateur français (AMF, 2017) et comme implémenté dans notre modèle, 90% du temps, les montants proposés par les THFs se situent au niveau de meilleures offres et les demandes et les autres 10% de volume sont des ordres consommateurs de liquidité. De cette manière, il augment leurs chances de réaliser une transaction au prix limite souhaité. Dans le deuxième scénario, au départ, les ordres des THFs sont donc parmi les premiers à absorber l'ordre de grande taille

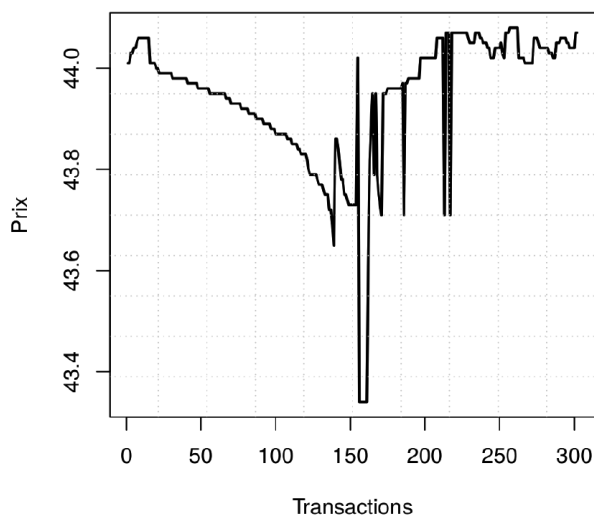
et à lui fournir la liquidité nécessaire. En revanche, dès que la tendance baissière est détectée, les THFs de type *trend followers* commencent à exploiter cette tendance en devenant de grands consommateurs de liquidité. La tendance s'inverse dès lors que l'ampleur de la déviation active suffisamment de fondamentalistes (THFs et non THFs) qui facilitent la correction des prix et donc leur résilience. Les Figures 1 et 2 illustrent ces différentes réactions. La baisse de prix progressive sur le marché de fondamentalistes correspond à la « consommation » de la liquidité dans le carnet d'ordres, suivie par une correction de prix (le retour au niveau fondamental) quasi-immédiate une fois le volume de l'ordre agressif complètement exécuté.

La Figure 2, nous montre qu'en présence de THFs sur le marché, la baisse progressive est suivie par une série d'épisodes de grande volatilité (les variations haussières et baissières de grande ampleur). Ce phénomène est le résultat combiné du déséquilibre dans le carnet d'ordre fragilisé par la grande destruction de la liquidité, et des interactions entre les différentes

**Figure 2 : Evolution de prix sur la période de 10 secondes qui suit l'introduction d'un choc opérationnel (avec un volume 20 fois plus important que la moyenne) sur un marché peuplé par les agents fondamentalistes uniquement.**



**Figure 3 : Evolution de prix sur la période de 10 secondes qui suit l'introduction d'un choc opérationnel (avec un volume 20 fois plus important que la moyenne) sur un marché peuplé par les agents fondamentalistes et THFs.**



populations. Pour résumer, les THFs n'amplifient pas les mouvements extrêmes de prix en temps normal, mais ils aggravent la chute lors d'un événement extrême, comme un choc de liquidité. De plus, ils compliquent la correction et la stabilisation de marché post-événement.

### 3.5. Réguler le THF par le contrôle des STT

Face à des marchés de plus en plus interconnectés, la solution réglementaire de premier ordre serait bien sûr d'adopter une surveillance et une régulation supranationale. Mais en l'absence de coordination internationale des régulations de marché, cette solution s'avère difficile à envisager. Différentes initiatives ont vu le jour depuis l'épisode du 6 Mai 2010. Elles ont porté sur les comportements supposés des THFs (taxation des ordres annulés, interdiction de vente à découvert...) mais également sur la modification des STT. L'une des réflexions a notamment concerné

un retour à une décimalisation moins fine. Dans cette section, nous analysons l'effet de la décimalisation de la cotation. Notre approche correspond ici à des solutions envisagées par les régulateurs plutôt de type « second best », c'est-à-dire la mise en place au sein d'un environnement localisé de règles nationales ou européennes ciblées, comme une action sur la décimalisation sur le territoire européen (AMF, 2011). La possibilité de fixer les variations de prix sur les marchés financiers à un pas de cotation plus ou moins fin a fait l'objet de nombreux débats tant chez les régulateurs qu'au sein de la littérature financière. D'un côté, une décimalisation plus fine (i.e. augmentant le nombre de décimal après la virgule sur la base duquel les prix peuvent varier) peut encourager les prises de position sur les marchés car représente autant d'opportunités supplémentaires de réaliser des profits. Cela favorise donc le volume sur les marchés financiers et permet de réduire les coûts de transaction en réduisant la fourchette. D'un autre côté, cela conduit aussi à augmenter la volatilité,

**Tableau 5 : Statistiques descriptives du flash crash après changement de décimalisation.**

	Scénario 1 : pas de cotation très fin			Scénario 2 : pas de cotation large			Diff. (p-value)
	Moyenne	Médiane	Ecart-type	Moyenne	Médiane	Ecart-type	
Profondeur de crash, %	-0.243	-0.219	0.108	-2.470	-2.386	0.874	(< 2.2e-16)***
Total de transactions	339	340	93	418	428	74	(< 2.2e-16)***
Total des ordres	503	552	181	690	722	147	(< 2.2e-16)***
Volume \$	3.5e+06	3.4e+06	1.1e+06	4.8e+06	4.8e+06	9.4e+05	(< 2.2e-16)***
Volume d'échange	8.1e+04	7.8e+04	2.3e+04	1.1e+05	1.1e+05	2.1e+04	(< 2.2e-16)***
Fourchette affichée \$	0.186	0.166	0.076	1.751	1.636	0.487	(< 2.2e-16)***
Fourchette relative %	0.422	0.376	0.176	3.964	3.711	1.163	(< 2.2e-16)***
Déviations des fondamentaux %	0.015	0.016	0.031	0.286	0.273	0.175	(0.8e-03)***

les stratégies fondées sur la priorité et l'annulation des ordres et peut donc atteindre l'équité et la stabilité du marché (SEC, Report to Congress on Decimalization 2012). Nous avons choisi de tester sur la base de nos scénarios originels (où le pas de cotation est de 2 décimales après la virgule) l'impact d'une décimalisation moins fine (1 décimale après la virgule) ainsi qu'une décimalisation plus fine (3 décimales après la virgule). Le tableau 5 présente les statistiques calculées sur chaque intervalle de 10 secondes après l'introduction d'un choc opérationnel.

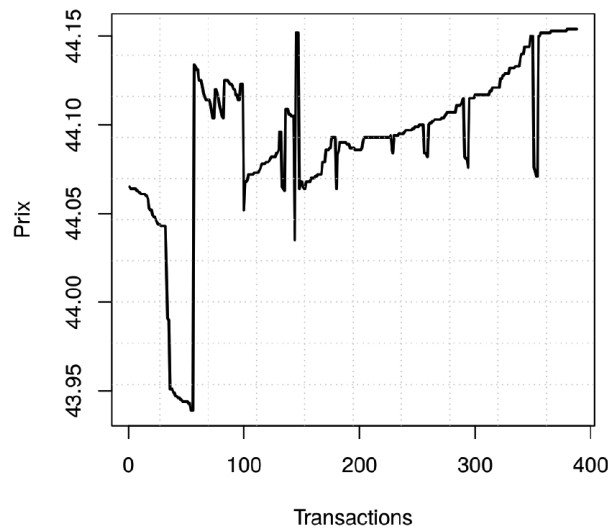
Nous pouvons constater que le flash crash provoqué dans un marché à la décimalisation fine est 10 fois moins profond que dans le marché où la décimalisation est plus large. Dans le scénario de la fine décimalisation, la moyenne des baisses de prix est de -0.243%. En revanche, dans le marché avec un pas de cotation large, la même pression de liquidité provoque une chute brusque de 2.470%. Dans ce dernier scénario, les fourchettes

sont aussi 10 fois plus larges, alors que la différence dans le volume échangé n'est pas significative, ce qui implique une grande volatilité et une fragilité de marché bien plus importante. Après avoir analysé les échantillons entiers, nous constatons qu'en moyenne le marché au pas de cotation large est extrêmement volatile : son écart-type est de 0.01843596 et son kurtosis (mesure de risques extrêmes et donc de l'épaisseur des queues) est de 64.52194. Quant au marché au pas de cotation fin, son écart-type est de 8.69841e-06 et son kurtosis est de 30.55197. De manière générale, le marché subit une onde de choc plus importante et peine à revenir à ses fondamentaux lorsque la décimalisation est large (cf. figures 4 et 5). Au-delà de ces constatations quant à l'évolution des proxys de la qualité du marché, ce qui a éveillé notre intérêt a été la comparaison des réactions des différentes populations face au choc. Il était intuitif de partir de l'hypothèse qu'un changement de décimalisation allait obligatoirement conduire à changer les comportements

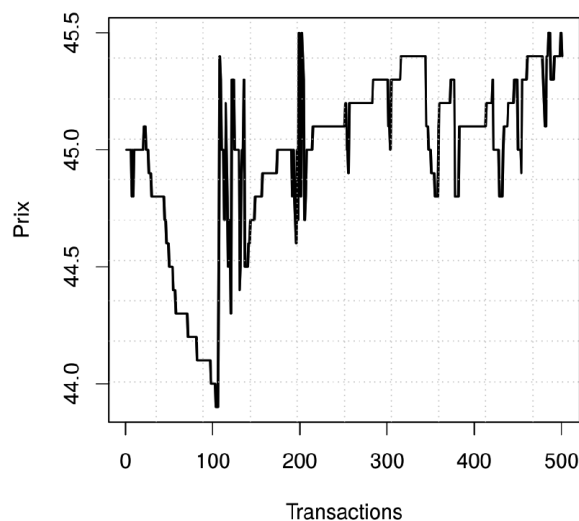
des différentes populations au moment du crash. Mais de manière surprenante, nous n'avons pas constaté une différence significative dans la composition de la population des acteurs de marché qui ont participé au crash : en moyenne, 46 suiveurs de tendances, 45 contra-cycliques, 18 news traders, 202 fundamentalistes humains. Ce sont ces agents qui réalisent les transactions pendant les 10 secondes qui suivent l'introduction du choc sur le marché de pas

de cotation large. Lorsque la décimalisation est fine, nous notons la réaction de 41 suiveurs de tendances, 40 contra-cycliques, 21 news traders et 194 fundamentalistes. Ce qu'implique cette conclusion est que les différences d'anatomie du crash entre les deux décimalisations ne sont donc pas la conséquence de changements de comportements stratégiques, mais sont liées directement à la microstructure du marché en elle-même.

**Figure 4 : Zoom de 10 secondes sur le flash crash (décimalisation fine).**



**Figure 5 : Zoom de 10 secondes sur le flash crash (décimalisation large).**





## CONCLUSION

L'objectif de cet article était de mieux comprendre les liens entre les usages des nouvelles technologies de trading, la multiplication récente des phénomènes de flash crashes et leur persistance (i.e. le délai de retour à la moyenne). L'intégration progressive des algorithmes de trading et l'effet combiné des innovations des services d'appariement des ordres à forte intensité concurrentielle, ont conduit à l'explosion des stratégies de trading algorithmique et à haute fréquence. L'utilisation du logiciel ATOM, reproduisant les règles de fonctionnement d'un carnet d'ordre électronique, permet d'abriter et d'étudier les interactions de traders hétérogènes au sein d'un marché artificiel. Par le biais de simulations multi-agents fondées sur l'observation des évolutions des stratégies des traders à travers l'histoire et l'usage des SI, nous avons reproduit des dynamiques de prix correspondant à un flash crash provoqué par une erreur opérationnelle. Cette reproduction a fait l'objet de deux scénarios : un scénario où les agents ont suivi des stratégies purement fondamentales et où chacun était doté des mêmes capacités d'intervention ; et un scénario où des traders suivant d'autres formes d'inputs stratégiques et aux capacités d'intervention supérieures ont été intégrés, représentant le trading haute-fréquence. Les résultats des séries de simulation montrent que, dans un marché consolidé aux conditions normales de trading (i.e. hors périodes de tensions et de chocs), les THFs n'amplifient pas les mouvements de prix. *A contrario*, ils détériorent l'efficacité informationnelle et la résilience du marché face à un choc en alimentant sa propagation et en ralentissant la correction. La raison principale est ici la tendance des populations de THFs à consommer de la liquidité en période de déséquilibre, élargissant ainsi les fourchettes de prix.

Nous avons choisi de compléter l'analyse des flash crashes en intégrant aux scénarios originels un changement de règle fondé la variation du pas de cotation. Notre objectif à travers cet exemple était d'étudier la modification des STT – systèmes d'information d'appariement – par la régulation, afin d'en étudier les conséquences sur l'anatomie du choc. Nos résultats ont permis d'alimenter les débats réglementaires à double titre : en premier lieu, les résultats montrent sans ambiguïté que la décimalisation la plus fine permet de réduire la volatilité et d'augmenter la résilience au crash. Ces résultats contredisent l'argumentaire actuel selon lequel la décimalisation peut être désignée comme l'une des régulations vectrices d'instabilité. En second lieu, les simulations montrent également la faible sensibilité des réactions des différentes populations – à haute fréquence ou non – aux variations de la décimalisation. Les différentiels de crash sont donc uniquement fondés sur les règles de fonctionnement des STT et non sur l'usage différencié des traders sur ces modes d'organisation (et donc aux SAD).

C'est par la distinction entre deux formes de systèmes d'information que nous avons pu mieux comprendre (et ainsi isoler) le rôle des technologies et de leurs usages dans l'amplification des nouveaux phénomènes de flash crashes. Si notre contribution n'est pas directement liée aux approches 'culturelles' du trading haute fréquence, elle participe toutefois aux réflexions posées par les 'social studies of finance'. Nos résultats soulignent d'abord la performativité des technologies de trading (Knorr-Cetina, Preda, 2012), dans la mesure où l'usage de SAD n'est pas neutre en raison de son impact sur la résilience des marchés. D'autre part, nos résultats montrent l'importance d'appréhender les marchés financiers comme des systèmes sociotechniques dans lesquels le niveau de l'agence (stratégies technologiques et informationnelles des traders) alimente directement les structures et les



dynamiques de marché (flash crashes). En ce sens, nos résultats confirment la nécessité de considérer les marchés financiers comme des assemblages matériels d'agents humains et non-humains qui vont co-déterminer la dynamique du système (Preda, 2006).

Ces conclusions peuvent être complétées par plusieurs pistes d'extension. En premier lieu, les simulations se concentrent ici sur un environnement de marché consolidé, à carnet d'ordre, avec deux types d'ordres disponibles, afin de respecter le principe du rasoir d'Occam. Il serait intéressant de réaliser des simulations sur un marché fragmenté impliquant des stratégies d'arbitrage. En second lieu, l'analyse pourrait être complétée par une étude des impacts sur une structure fondée sur la présence de dealers.

## RÉFÉRENCES

- Arena L., Oriol N. et Pastorelli I., (2013), « Systèmes d'information et gestion du couple performance/ sécurité : Trajectoires comparées de trois situations extrêmes », *Systèmes d'Information et Management*, Vol. 18, n°1, p. 87-123.
- Autorité des Marchés Financiers, (2017), « Comportement des traders à haute fréquence sur Euronext Paris », [<http://www.amf-france.org>]
- Beaufils B., Brandouy O., Ma L. et Matthieu P., (2009), « Simuler pour comprendre : un éclairage sur les dynamiques de marchés financiers à l'aide des systèmes multi-agents », *Systèmes d'Information et Management*, Vol. 14, n°4, p. 51-70.
- Bérard C., (2009), *Le processus de décision dans les systèmes complexes : Une analyse d'une intervention systémique*, Thèse de Doctorat en Sciences de Gestion, Université Paris-Dauphine et Université du Québec à Montréal.
- Bernile G., Hu J., Tang Y., (2016), « Can Information be Locked-up ? Informed Trading Ahead of Macro-News Announcements », *Journal of Financial Economics*, n°121, p. 496-520.
- Boehmer E., Fong K. Y. L., Wu, J., (2015), "International Evidence on Algorithmic Trading", AFA San Diego Meetings Paper. Disponible sur SSRN: [<https://ssrn.com/abstract=2022034>]
- Brandouy O., Mathieu P. et Veryzhenko I., (2013), « On the Design of Agent-Based Artificial Stock Markets », *Communications in Computer and Information Science*, Vol. 271, p.350-364
- Brewer P., Cvitanic J. et Plott C.R., (2013), « Market Microstructure Design and Flash Crashes: A Simulation Approach », *Journal of Applied Economics*, Vol. 16, n°2, p. 223-250.
- Brock W. et Hommes C., (1997), « A Rational Route to Randomness », *Econometrica*, n°65, p. 1059-1095.
- Brogaard J., Carrion A., Moyaert T., Riordan R., Shkilko A., Sokolov K., (2016), *High-Frequency Trading and Extreme Price Movements*, working paper.
- Brogaard J., Hendershott T. et Riordan R., (2014), "High-Frequency Trading and Price Discovery", *Review of Financial Studies*, Vol. 27, n°8, p. 2267-2306.
- Cartier M., (2003), *La dynamique de l'adaptation d'industries : Simulation par algorithme génétique*, Thèse de Doctorat en Sciences de Gestion, Université Paris-Dauphine.
- Cartier M. et Forgues B., (2006), « Intérêt de la simulation pour les sciences de gestion », *Revue Française de Gestion*, Vol. 6, n°165, p. 125-137.
- Challet, D., Marsili, M. et Zhang, Y-C., (2005), *Minority Games: Interacting Agents in Financial Markets*, Oxford University Press.
- Clemons, E.K. et Weber B.W., (1996), "Alternative securities trading systems: tests and regulatory implications of the adoption of technology", *Information Systems Research*, Vol. 7, n°2, p. 163-188
- Cliff D., Northrop L. (2011), "The Global Financial Markets: An Ultra-Large-Scale Systems Perspective", UK Government Office for Science, 2011. 47 p.
- Davis, J.P., Eisenhardt K.M., Bingham C.B., (2007), "Developing Theory through Simulation Methods", *Academy of Management Review*, Vol. 32, n°2, p. 480-499.

- Derveeuw J., Beaufile B., Mathieu P., Brandouy O., (2007), « Un modèle d'interaction réaliste pour la simulation de marchés financiers », *Annales du Lamsade*, n°8.
- Dodd R., (2010), « Opaque Trades », *Finance and development*, p. 26-28.
- Dooley K.J., (2002), « Simulation Research Methods », in Baum (ed.), *Companion to Organizations*, p. 829-848.
- Foucault T., (2016), « Quels sont les risques du trading haute-fréquence ? », *Revue de la stabilité financière*, n°20, p. 63-78.
- Francis, J. C., Toy, W. W., Whittaker, J. G. (2000). *The Handbook of equity derivatives*. Revised Edition. Wiley. 720p.
- Frankel, J. A., Froot K.A., (1987), “Using Survey Data to Test Standard Propositions Regarding Exchange Rate Expectations”, *American Economic Review*, Vol. 77, n°1, p. 133-153.
- Godechot O., Hassoun, J-P, Muniesa, F., (2000), « La volatilité des postes. Professionnels des marchés et informatisation », *Actes de la recherche en Sciences Sociales*, Vol. 134, p. 45-55.
- Graham B. et Dodd D., (1934), *Security Analysis*, McGraw-Hill.
- Hagströmer B. et Nordén L., (2013), “The Diversity of High-Frequency Traders”, *Journal of Financial Markets*, Vol.16, n°4, p. 741-770.
- Hendershott T., Jones C., Menkveld A. J., (2011), “Does Algorithmic Trading Improve Liquidity?”, *The Journal of Finance*, Vol. 66, p. 1-33
- Hendershott, T., Moulton P.C., (2011), “Automation, speed, and stock market quality: The NYSE’s Hybrid”, *Journal of Financial Markets*, Vol. 14, n°4, p.568-604
- Hendershott, T., Riordan, R. (2013), “Algorithmic Trading and the Market for Liquidity”, *Journal of Financial and Quantitative Analysis*, Vol. 48, n°4, p. 1001-1024
- Jain, P., (2005), “Financial Market Design and the Equity Premium: Electronic versus Floor Trading.” *Journal of Finance*, 60, 2955–2985.
- Kauffman R.J., Liu J., Ma D., (2015), “Innovations in financial IS and technology ecosystems: High-frequency trading in the equity market”, *Technological Forecasting & Social Change*, n° 99, p. 339–354.
- Knorr-Cetina K., Preda A., (2012), *The Oxford Handbook of the Sociology of Finance*, Oxford University Press.
- Kurov A., Sancetta A., Strasser G., (2016), “Price drift before U.S. macroeconomic news: Private information about public announcements?”, Working paper series, n°1901, European Central Bank, Eurosystem.
- Liarte S., (2005), *Stratégies d'implantation et interactions concurrentielles : le cas des entreprises multi-unités multi-marchés*, Thèse de Doctorat en Sciences de Gestion, Université Paris-Dauphine.
- McGowan M. J., (2010), « The Rise of Computerized High Frequency Trading : Use and Controversy », *Duke Law and Technology Review*, n°16, p. 1-24.
- MacKenzie D., (2014), *A Sociology of Algorithms: High-Frequency Trading and the Shaping of Markets*, Preprint. School of Social and Political Science, University of Edinburgh.
- McKelvey B., (2002), « Model-Centered Organization Science Epistemology », in Baum, (ed.), *Companion to Organizations*, p. 752-780.
- Menkhoff, L., Sarno L., Schmeling M., Schrimpf A., (2012): “Currency Momentum Strategies”, *Journal of Financial Economics*, Vol. 106, n°3, p. 660-684.
- Nassirtoussi A.K., Aghabozorgi S., Wah T.Y., Ling Ngo D.C., (2014) « Text Mining for Market Prediction: A Systematic Review », *Expert Systems with Applications*, Vol. 41, n° 16, p. 7653-7670.
- Preda, A., (2006), “Socio-technical Agency in Financial Markets: The Case of the Stock Ticker”, *Social Studies of Science*, Vol. 36, n°5, p. 753-782.
- Roy B., (2002), « L'aide à la décision aujourd'hui : que devrait-on attendre ? », in David, Hatchuel, Laufer, *Les nouvelles fondations des sciences de gestion*, p. 141-174.
- Seyfert R., (2016), “Bugs, Predations or Manipulations? Incompatible Epistemic Regimes of High-Frequency Trading”, *Economy & Society*, Vol. 45, n°2, p. 251-277.
- Shabbir T., (2015), “High-Frequency Trading: Implications for Market Efficiency and Fairness, In The Handbook of High Frequency Trading,

édité par Greg N. Gregoriou, Academic Press, San Diego, p. 113-122

Shatner M., Muchnik, L. et Solomon, S. (2000). «A Continuous Time Asynchronous Model of the Stock Market; Beyond the LLS Model». arXiv.org, Quantitative Finance Papers.

Sommerville I., Cliff D., Calinescu R., Keen J., Kelly T., Kwiatkowska M., McDermid J., Paige R., (2012), "Large-scale complex IT Systems", in *Communications of the ACM*, Vol. 55, n°7, p. 71-77.

Taylor, M., Allen H., (1992), "The Use of Technical Analysis in the Foreign Exchange Market", *Journal of International Money and Finance*, Vol. 11, n°3, p. 304-314.

Veryzhenko I., Arena L., Harb E., Oriol N., (2016), "A Reexamination of High Frequency Trading

Regulation Effectiveness in an Artificial Market Framework" in Trends in Practical Applications of Scalable Multi-Agent Systems, the PAAMS Collection, F. de la Prieta, M.J. Escalona, R. Corchuelo, P. Mathieu, Z. Vale, A.T. Campbell, S. Rossi, E. Adam, M.D. Jiménez-Lopez, E.M. Navarro, M.N. Moreno (Eds), *Advances in Intelligent Systems and Computing Series*, Springer, Vol. 473, p. 15-25.

Weber B.W., (1999), "Next-generation trading in futures markets: A comparison of open outcry and order matching systems", *Journal of Management Information Systems*, Vol. 16, n°2, p. 29-45.

Ye M., Yao C., Gai, J., (2013), "The Externalities of High Frequency Trading", Disponible sur SSRN: [<https://ssrn.com/abstract=2066839>]