

## Conception d'un modèle microscopique adapté aux marchés financiers émergents : cas du marché financier marocain

**Ahmed EL OUBANI**

Faculté des Sciences Juridiques, Economiques et Sociales Oujda, Université Mohammed Premier,  
Maroc, Laboratoire : LURIGOR

[eloubani.ahmed@gmail.com](mailto:eloubani.ahmed@gmail.com)

**Mostafa LEKHAL**

Faculté des Sciences Juridiques, Economiques et Sociales Oujda, Université Mohammed Premier,  
Maroc, Laboratoire : LURIGOR

...@...

### Résumé

**Objectif** :L'objectif de cet article est de concevoir un modèle microscopique, sous l'Hypothèse des Marchés Adaptatifs (AMH), capable d'expliquer la formation des prix d'équilibre et la dynamique d'efficience du marché financier marocain.

**Méthodes** :Notre modèle combine le comportement des investisseurs et la microstructure du marché. Pour valider le modèle, nous avons réalisé des simulations sous deux scénarios. Le premier scénario intègre les deux compartiments du modèle. Le deuxième scénario étudie uniquement l'effet de la microstructure.

**Résultats** :Les simulations numériques montrent que le modèle est validé empiriquement par rapport aux faits observés sur le marché marocain.

**Originalité/Implications** :C'est le premier modèle réalisé sous l'AMH qui tient compte des spécificités des marchés financiers émergents comme le marché financier marocain. Le modèle a des implications importantes aussi bien pour les politiques de régulation que pour la construction des stratégies d'investissement.

**Mots-clés** : Hypothèse d'Efficience des Marchés (EMH) ; Hypothèse des Marchés Adaptatifs (AMH) ; faits stylisés ; degré d'efficience variable au cours du temps ; Modèle à base d'agents (ABM)

**Code JEL** :C58 ; G14 ; G15 ; G17 ; G41

## Design of a Microscopic Model Adapted to Emerging Financial Markets: the Case of the Moroccan Financial Market

### Summary

**Objective:** The aim of this article is to design a microscopic model, under the Adaptive Market Hypothesis (AMH), which can explain the formation of equilibrium prices and the market efficiency dynamics of the Moroccan financial market.

**Methods:** Our model combines investor behavior and market microstructure. To validate the model, we performed simulations under two scenarios. The first scenario integrates the two compartments of the model. The second scenario only examines the impact of the microstructure.

**Results:** Numerical simulations show that the model is robust to the facts observed in the Moroccan financial market.

**Originality / Implications :** This is the first model developed under the AMH approach which considers the specificity of emerging financial markets such as the Moroccan financial market. The model has important implications for both regulatory policies and the construction of investment strategies.

**Keywords:** Adaptive Markets Hypothesis (AMH); Agent-Based Model (ABM); Degree of time-varying market efficiency; Efficiency Market Hypothesis (EMH); stylized facts.

**JEL code :** C58 ; G14; G15; G17; G41

## Introduction

Un marché financier efficient fait partie intégrante de tout modèle de développement d'un pays dans la mesure où il contribue au financement de l'économie et à l'allocation optimale des ressources. Dans ce cadre, la compréhension du fonctionnement réel du marché permet de mettre en place des politiques de régulation adéquates afin d'améliorer son efficacité. C'est ainsi que la modélisation du marché financier constitue un sujet qui suscite beaucoup d'intérêts parmi les chercheurs dans différents domaines (finance, mathématiques, statistiques, psychologie). Deux approches peuvent être mobilisées pour la modélisation du comportement du marché financier, à savoir l'approche « up-down » et l'approche « Bottom-up ». La première part du marché global pour modéliser et expliquer l'évolution des prix (c'est l'approche macroscopique). La seconde débute par la spécification de la manière dont les transactions sont exécutées dans le marché et du comportement des participants afin de déduire la dynamique des prix d'équilibre au niveau agrégé (Cross et al., 2005). Cette dernière approche consiste à développer des modèles microscopiques, appelé « *Agent-Based Model* » (ABM) (modèles à base d'agents) qui sont désignés de sorte à reproduire les faits stylisés des séries de rendements et de résoudre certains puzzles (LeBaron, 2006). Ces faits sont présentés comme des caractéristiques des séries de rendements communes à la plupart des marchés financiers comme la volatilité excessive, l'absence d'autocorrélation linéaire dans les rendements, des queues épaisses, le regroupement de volatilité et la corrélation entre le volume de transactions et la volatilité (Cont, 2001; Guillaume et al., 1997).

Nombreux modèles ABM ont été développés et permettent de répliquer les principaux faits stylisés (Arthur et al., 1996; Challet et al., 2001; Cont, 1999; Farmer et Joshi, 2002; Giardina et Bouchaud, 2003; Iori, 2002; Kirman et Teyssiere, 2002; LeBaron, 1999; Lux et Marchesi, 2000). Pourtant, souvent ces modèles sont formalisés d'une manière complexe rendant difficile de faire le lien entre les paramètres du modèle et les faits stylisés. En outre, certains paramètres ne sont pas nécessaires pour expliquer ces faits, ce qui réduit le pouvoir explicatif de ces modèles (Ghoulmie et al., 2005). De surcroît, quoique qu'il existe quelques modèles qui ont abordé la question de l'efficacité (Arthur et al., 1996), les ABM abordant l'efficacité dans le cadre dynamique sous l'hypothèse des marchés adaptatifs (AMH) (Lo, 2004, 2005), font défaut dans la littérature. Qui plus est, aucun ABM n'a été développé pour tenir compte des propriétés spécifiques des marchés financiers émergents comme le marché financier marocain.

Notre travail vise ainsi à proposer un modèle parcimonieux adapté au marché financier marocain pour expliquer la dynamique de l'efficacité. Ce modèle est conçu sous l'approche de l'AMH qui implique un comportement évolutionnaire du marché et des investisseurs et donc une évolution du degré d'efficacité au cours du temps. À cet effet, le modèle s'efforce d'intégrer les arguments de cette approche à savoir l'hétérogénéité des agents (rationnels vs bruiteurs), le feedback des investisseurs par rapport aux conditions du marché (e.g. volatilité récente) et le comportement évolutionnaire de l'investisseur entre la rationalité et l'irrationalité (switching behavior). Pour obtenir un modèle réaliste, nous avons introduit la microstructure du marché dans notre modèle. Ce dernier servira comme un marché artificiel où des expérimentations concernant les mesures de régulations peuvent être réalisées afin d'évaluer l'efficacité de telles mesures.

Le reste de l'article sera organisé comme suit. La deuxième section sera consacrée à la description de notre modèle. La troisième section sera dédiée aux résultats de simulation sous deux scénarios pour la validation du modèle. La dernière section conclura.

### 1. Description du modèle

Nous modifierons le modèle d'El Oubani et Lekhal (2021) pour le rendre plus parcimonieux et adapté pour générer les faits stylisés constatés empiriquement sur le marché financier marocain. À cet effet, contrairement au modèle d'El Oubani et Lekhal (2021) qui utilise la moyenne des rendements passés, nous utiliserons la volatilité récente comme condition du marché impactant le comportement des investisseurs. Cette façon d'utiliser la volatilité récente comme signal lors de la passation d'ordres est corroborée par l'étude empirique de Zovko et Farmer (2002) et est considérée comme responsable de la génération des faits stylisés. De plus, Hall et Hautsch (2006) trouvent des

preuves empiriques que la volatilité récente joue un rôle important dans l'explication des déterminants de l'agressivité des ordres. En outre, certains modèles (Ghoulmie et al. 2005 ; Konté, 2011) ont validé empiriquement que la volatilité récente est nécessaire pour générer des faits stylisés. Ainsi, nous suivrons, en grande partie, la description de Ghoulmie et al. (2005) pour modéliser le comportement des investisseurs tout en relâchant le seuil d'activation afin de permettre la présence des acheteurs et des vendeurs si le nombre de participants est suffisamment grand (Konté, 2011). Cependant, ces modèles se contentent d'une désignation stylisée du modèle en se basant sur une fonction d'impact de l'excès de la demande tout en négligeant la microstructure du marché. C'est ainsi que notre modèle intègre la microstructure du marché afin d'analyser le comportement des agents dans un environnement réel et de montrer l'impact simultané de ces deux composantes sur la dynamique des prix (El Oubani et Lekhal, 2021).

Notre modèle comporte deux parties, la partie relative au comportement des agents et la partie relative à la microstructure du marché

### 1.1 Le comportement des investisseurs

Nous considérons un marché composé d'un seul actif risqué dont le prix est dénoté  $P_t$ . Le marché est composé de  $N$  traders répartis en deux types qui interagissent : les rationnels qui interprètent l'information fondamentale en commettant une erreur d'interprétation qui est faible (rationalité limitée) ; et les bruiteurs dont l'erreur d'interprétation d'information est large à cause de l'influence des biais comportementaux.

Les transactions ont lieu à des périodes distinctes  $t_i = i.s$ , où  $i \geq 1 \in \mathbb{N}^*$  et  $s$  représente le pas de temps, entre deux transactions, mesuré en termes de minutes dans notre modèle avec l'hypothèse que le nombre de minutes séparant deux transactions reste constant. Puisque nous nous positionnons dans le cadre des transactions intra-journalières, nous négligeons l'effet des dividendes et du taux sans risque. Le prix de l'actif varie suivant l'arrivée d'une information externe  $I_t$ ,  $t \in \mathbb{T} = \{t_0, t_1, \dots, t_n, \dots\}$ .

Le comportement des investisseurs est modélisé dans notre modèle selon le processus suivant : à l'instant  $t_{n-1}$ , tous les agents reçoivent la même information publique  $I_{t_n}$ . Chaque agent  $k \in \mathbb{K} = \{1, \dots, N\}$  interprète cette information à sa manière pour prévoir le rendement futur à l'horizon  $h$  et dégage un signal d'achat ou de vente,  $D_{t_n+h}^k$ , tout en commettant une erreur idiosyncratique  $\epsilon_{t_n}^k$ . Formellement, nous avons :

$$D_{t_n+h}^k = I_{t_n} + \epsilon_{t_n}^k \quad \text{où} \quad \epsilon_{t_n}^k = a_k |r_{t_{n-1}}| C_{t_n}^k \quad (1)$$

avec,

$$I_t \sim \mathcal{N}(0, \sigma_I^2) ;$$

$$C_t^k \sim \mathcal{N}(\mu, \sigma_C^2) \text{ et } a_k \in \mathbb{R}_+ ;$$

$a_k$  est une valeur strictement positive qui désigne l'intensité de la réaction de l'investisseur face à la volatilité récente ;

$|r_{t_{n-1}}|$  mesure la volatilité récente (Ghoulmie et al., 2005; Iori, 2002; Konté, 2011);

$C_{t_n}^k$  désigne les biais comportementaux de l'investisseur. Ce sont des biais idiosyncratiques de l'investisseur  $k$  conduisant à l'erreur que l'investisseur peut commettre en essayant d'interpréter l'information  $I_{t_n}$ . Ces biais sont supposés suivre une loi normale  $\mathcal{N}(\mu, \sigma_C^2)$  pour décrire l'hétérogénéité dans le modèle. Puisque ces biais sont tirés d'une distribution de probabilité continue, ils permettent la présence des agents hétérogènes sur le marché financier à tout moment ainsi que le caractère évolutionnaire du comportement des agents (un agent rationnel peut devenir, sous certaines conditions, irrationnel, et vice versa). Si  $C_{t_n}^k > 0$ , le trader est suiveur de tendance (stratégie momentum) ; si  $C_{t_n}^k < 0$ , le trader est contrariant (stratégie contrariante) ; sinon, le trader est rationnel. L'erreur commise par l'investisseur est plus large quand le marché est très volatile que lorsqu'il est stable. C'est ainsi que nous pondérons  $C_{t_n}^k$  par la volatilité récente mesurée par  $|r_{t_{n-1}}|$ . Plus cette volatilité est élevée, plus les biais des traders sont larges et plus leurs décisions dévient des décisions rationnelles fondées sur l'évaluation correcte de l'information fondamentale  $I_{t_n}$ . Ainsi, les

agents commettent une erreur de sous ou surévaluation de l'information en fonction des conditions du marché (e.g. volatilité récente).

En dégagant le signal  $D_{t_{n+h}}^k$ , l'investisseur prend une décision d'achat si  $D_{t_{n+h}}^k > 0$ , ou une décision de vente si  $D_{t_{n+h}}^k < 0$ , ou ne rien faire si ce signal est nul :

En plus des comportements hétérogènes et évolutionnaires des investisseurs, notre modèle intègre aussi la microstructure du marché.

### 1.2 La microstructure du marché

Pour cette partie du modèle, nous adoptons la même approche d'El Oubani et Lekhal (2021) tout en calibrant le modèle par rapport au marché marocain en vue de générer des faits stylisés constatés sur ce marché. Dès lors, nous modélisons un marché dirigé par les ordres via un carnet d'ordres central. À chaque pas du temps, certains traders sont activés de manière aléatoire en procédant à la formation de leurs expectations pour le rendement futur selon l'équation (1) et soumettent leur ordre en fonction des prévisions faites. Spécifiquement, une fois le trader a fait sa prévision du rendement futur, il dégage un signal d'achat ou de vente ou de ne rien faire. Si le signal  $D_{t_{n+h}}^k$  est positif, il passe un ordre d'achat au carnet d'ordres central ; s'il est négatif, il passe un ordre de vente et s'il est nul il reste inactif. Puis, il convertit son rendement futur attendu  $D_{t_{n+h}}^k$  en une prévision du prix futur  $p_{t_{n+h}}^k$  en utilisant la formule suivante (Chiarella et al., 2009; Chiarella et lori, 2002) :

$$\hat{p}_{t_{n+h}}^k = p_{t_n} \cdot \exp(D_{t_{n+h}}^k)$$

Le carnet d'ordres ne prend en compte que les ordres à des niveaux de prix discrets. Tous les prix seront donc arrondis au tick le plus proche qui est de 0.01 dans la bourse marocaine.

Un ordre limite  $O_{k,t_n}$  est un tuple {Prix, quantité, validité}. Le prix est égal au  $p_{t_n}^k$ , arrondi au tick le plus proche. La quantité est toujours égale à 1 en cas d'achat, et -1 en cas de vente. La validité correspond au délai au-delà duquel l'ordre expire et sera automatiquement supprimé du carnet d'ordres central. Nous supposons également que la vente à découvert est permise ; cependant, les traders sont empêchés d'emprunter une quantité infinie des actions à travers la règle de la quantité unitaire. Les seuils de variation des prix supposés ne doivent pas dépasser 10% afin de reproduire dans notre modèle les mêmes règles adoptées par la bourse marocaine. Formellement, l'ordre limite  $O_{k,t_n}$  soumis par le trader  $k$  au temps  $t_n$  est comme suit :

$$O_{k,t_n} = \{\text{round}(\hat{p}_{t_{n+h}}^k, \text{tick}), \text{sign}(D_{t_{n+h}}^k), v\}$$

où  $\text{round}(\cdot)$  désigne la fonction d'arrondi ;  $\text{tick}$  est l'incrément/décément de prix minimum (paramètre du marché) ; le  $\text{sign}(\cdot)$  est la fonction signe qui prend 1 si  $D_{t_{n+h}}^k > 0$ , -1 si  $D_{t_{n+h}}^k < 0$  ou 0 si  $D_{t_{n+h}}^k = 0$  ; et  $v$  exprime la durée de la validité de l'ordre.

Si le prix d'achat est supérieur au meilleur prix de vente sur le carnet d'ordres, la transaction a lieu et l'acheteur achète une unité au meilleur prix de vente, et les quantités échangées sont supprimées du carnet d'ordres central. En revanche, si le prix proposé est inférieur au meilleur prix de vente, l'ordre est inséré dans la liste des ordres d'achats dans le carnet d'ordres en respectant les règles de priorité par prix et par date.

En cas d'ordre de vente, si le prix est inférieur au meilleur prix d'achat, la transaction a lieu au meilleur prix d'achat ; sinon, il est classé dans le carnet d'ordres selon les priorités par prix et par date d'arrivée.

## 2 Résultats de Simulations

Pour analyser notre modèle, nous suivons la pratique courante qui consiste à simuler numériquement le modèle, puis à effectuer l'analyse statistique sur la série de rendements générés.

Nous débutons par fixer certains paramètres du modèle maintenus stables au cours de la simulation. En effet, nous supposons que le marché est composé de 10000 traders ; le prix initial est 100 DH ; la valeur du tick est 0.01 ; et la valeur de sigma du bruit engendré par l'information fondamentale est  $10^{-3}$ . Nous fixons  $\mu = 0.02$  afin de générer une population de chartistes légèrement décalée vers les suiveurs de tendance (momentum) par opposition aux traders avec des stratégies contrariantes. Cela nous permettra de générer une certaine autocorrélation positive

constatée dans la série de rendements de l'indice MASI du marché marocain. Nous supposons 30 transactions par jour, chacune ayant lieu à l'instant  $t_n$ . Dès lors, le prix de clôture correspond au prix à l'instant  $t_{30}$ . Ces différents paramètres sont résumés dans le tableau 1. Sous les paramètres initiaux, la simulation sera réitérée sur 75000 périodes. Puisque 30 périodes correspondent à une journée de négociation, nous aurons 2500 jours simulés.

Les simulations seront réalisées sous deux scénarios afin d'élucider l'impact de chaque composante du modèle sur la dynamique des prix. Dans le premier scénario, nous intégrerons les deux composantes du modèle, le comportement des agents hétérogènes et la microstructure du marché. Dans le deuxième scénario, nous éliminerons l'hétérogénéité des agents et nous supposerons que tous les agents sont parfaitement rationnels et homogènes capables d'évaluer correctement l'information externe. L'objectif est d'isoler l'hétérogénéité et l'adaptation du comportement des agents pour évaluer uniquement le rôle de la microstructure.

Afin de valider le modèle par rapport aux faits stylisés observés sur le marché réel et à l'évolution empirique de l'efficacité, nous comparerons les propriétés statistiques de notre série simulée avec les faits stylisés (distribution leptokurtique des rendements, excès de volatilité et autocorrélation linéaire et non linéaire des rendements) ainsi que l'évolution de l'efficacité de la série simulée avec celle de la série réelle.

## 2.1 Agents hétérogènes et microstructure du marché

Dans ce scénario, nous supposons qu'il existe des agents hétérogènes qui commettent des erreurs idiosyncratiques dans l'évaluation des informations fondamentales et s'adaptent aux conditions du marché, i.e. la volatilité récente. Nous examinons les impacts de ce comportement et de la microstructure sur la dynamique des rendements.

Les simulations ont été réalisées sous le logiciel Python version 3.8.5. Notre programme Python est un programme orienté objet composé de 3 classes plus le programme principal. En effet, nous avons développé la classe des prévisions de rendements, la classe des agents et la classe du carnet d'ordres central. Le programme principal importe ces classes et effectue des simulations selon les paramètres entrés. Ces paramètres figurent dans le tableau 1.

Les résultats de simulations sont ensuite comparés avec les faits empiriques constatés sur le marché financier marocain en vue de validation du modèle. L'examen de ces faits a été effectué sur la base des rendements quotidiens de l'indice MASI pour la période allant du 02 janvier 1992 au 10 septembre 2019, obtenus du site de la bourse de Casablanca. Sur la base des prix de clôture journaliers, le logarithme népérien ( $\ln$ ) de la différence première de la série temporelle des prix a été calculé en vue d'obtenir le rendement :

$$x_t = \ln(P_t/P_{t-1})$$

avec,  $P_{t-1}$  et  $P_t$  sont des prix de clôture journaliers de l'indice aux instants  $t-1$  et  $t$  respectivement ;  $x_t$  exprime le rendement de l'indice MASI.

Les figures 1, 2, 3, et 4, montrent, respectivement, la représentation graphique de la série des rendements simulés, les fonctions d'autocorrélation des séries de rendements simulés et réels (Indice MASI), ainsi que le test linéaire de « Wild Bootstrapping Approach of Automatic variance ratio » (AVR)(Kim, 2009) et le test non linéaire de McLeod-Li (McLeod et Li, 1983) pour mesurer le degré de l'évolution d'efficacité du marché. Les tableaux 2 et 3 exposent, respectivement, les propriétés statistiques des séries de rendements simulés et réels.

La validation du modèle s'évalue via sa capacité à rendre compte des faits empiriques constatés sur les marchés financiers, appelés faits stylisés. Nous confrontons donc les résultats de simulations à des propriétés statistiques constatées empiriquement.

### Distribution non gaussienne

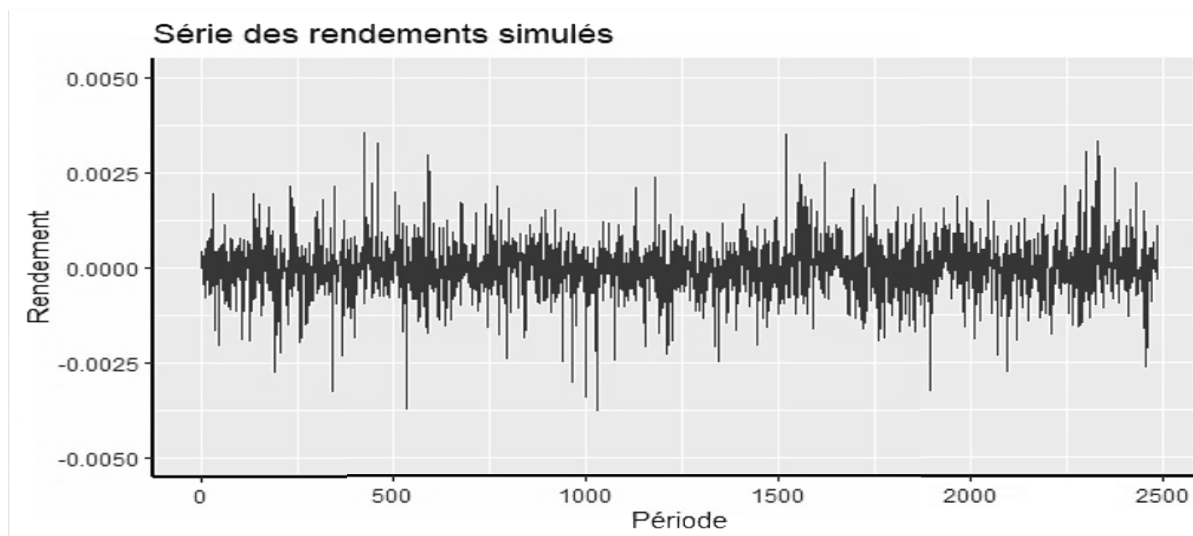
À partir du tableau 2, il est observé que le coefficient d'aplatissement (kurtosis) correspondant à la distribution de la série simulée (6.585) dépasse largement celui de la distribution normale qui est de 3. Cela implique que des rendements extrêmes sont plus susceptibles de se produire dans ce cas que dans le cas de la distribution gaussienne. La forte probabilité d'occurrence de rendements anormaux est déclenchée par l'hétérogénéité des traders. Le coefficient d'asymétrie est négatif (-0.082), ce qui signifie que la distribution est légèrement étalée vers la gauche en raison de

changements négatifs dans les rendements conformément à la situation sur les marchés réels où l'asymétrie des rendements est négative, indiquant que la queue due aux rendements négatifs est plus importante que celle due aux rendements positifs. Ainsi, le modèle reproduit la même distribution que celle de la série de rendements de l'indice MASI (Tableau 3). Le test de Jarque-Bera (Jarque et Bera, 1980) rejette l'hypothèse nulle de la normalité des données au niveau de 1% ( $P - Value < 0.01$ ). Dès lors, la distribution est leptokurtique, ce qui est une caractéristique commune aux marchés financiers.

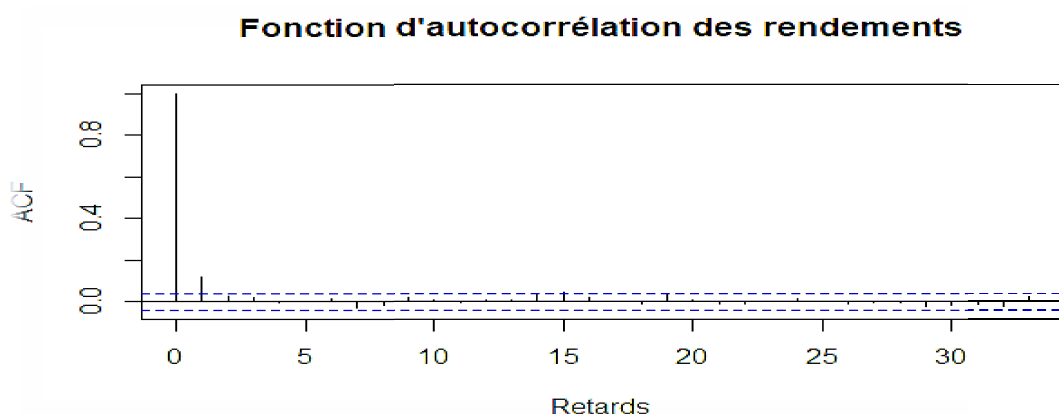
**Tableau 1 : Les paramètres du modèle**

Paramètres	Labels	Valeurs
<b>Nombre de traders</b>	N	10000
<b>Information externe</b>	$I_t$	$\mathcal{N}(0, \sigma_I = 10^{-3})$
<b>Biais de l'investisseur</b>	$C_t^k$	$\mathcal{N}(0.02, 1)$
<b>Intensité de réaction</b>	$a_k$	1
<b>Période de simulation en termes de jours</b>	T	2500
<b>Prix initial</b>	$p_{t_n}$	100
<b>Taille du tick</b>	Tick	0.01
<b>Validité de l'ordre</b>	v	30

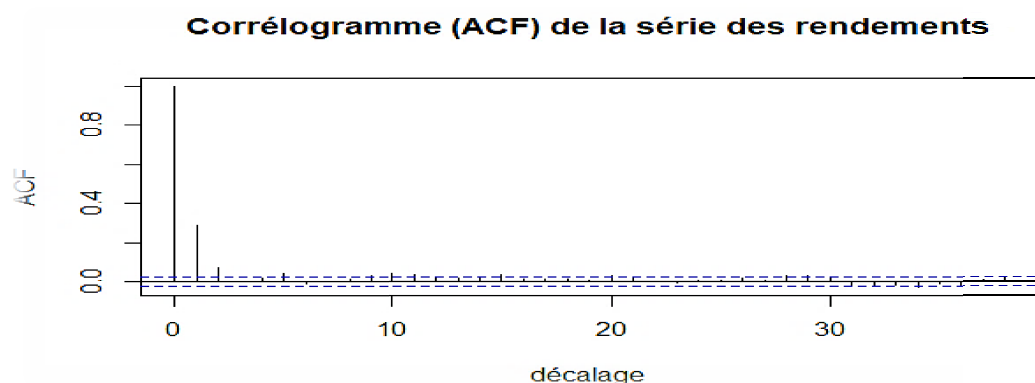
**Figure 1.** Série des rendements simulés. Note : La version R 3.6.1 a été utilisée pour représenter graphiquement la série temporelle des rendements.



**Figure 2.** Fonction d'autocorrélation de la série de rendements simulés. Note : la version R 3.6.1 a été utilisée pour calculer les statistiques



**Figure 3.** Fonction d'autocorrélation de la série de rendements de l'indice MASI. Note : la version R 3.6.1 a été utilisée pour calculer les statistiques



**Tableau 2.** Statistiques descriptives et tests de Box-Pierce et de Jarque-Bera de la série de rendements simulés

Ecart-type	Coefficient d'symétrie (Skewness)	Coefficient d'aplatissement (Kurtosis)	JB	BP	N
<b>0.00069</b>	- 0.082	6.585	0.000	0.000	2500

**Notes :**

JB désigne la p- value du test de Jarque et Bera (1980);

BP représente la p- value du test de Box et Pierce (1970);

N est le nombre d'observations ;

La version 3.6.1 du logiciel R a été utilisée pour calculer les statistiques.

**Tableau 3.** Statistiques descriptives et tests de Box-Pierce et de Jarque-Bera de la série de rendements de l'indice MASI

Ecart-type	Coefficient d'symétrie (Skewness)	Coefficient d'aplatissement (Kurtosis)	JB	BP	N
<b>0.00656</b>	-0.07708	10.407	0,000	0.000	6887

**Notes:**

JB désigne la p- value du test de Jarque et Bera (1980);

BP représente la p- value du test de Box et Pierce (1970);

N est le nombre d'observations ;

La version 3.6.1 du logiciel R a été utilisée pour calculer les statistiques

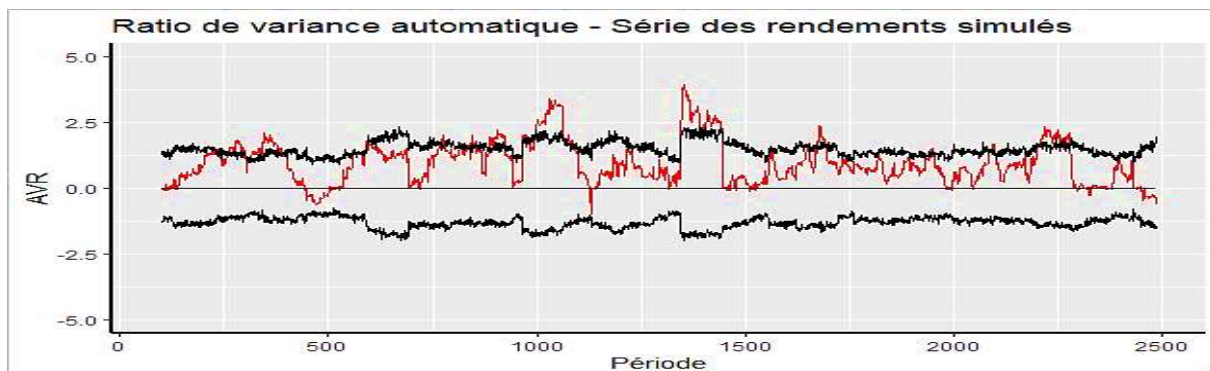
**Excès de volatilité**

L'écart-type des rendements (0.0007) (tableau 2) est supérieur à celui du bruit  $I_t$  représentant l'arrivée des informations (0.0001) ( $\hat{\sigma}_t \gg \sigma_I$ ). Cela montre l'excès de la volatilité qui est également un fait stylisé et suggère que la variabilité des rendements n'est pas toujours expliquée par les

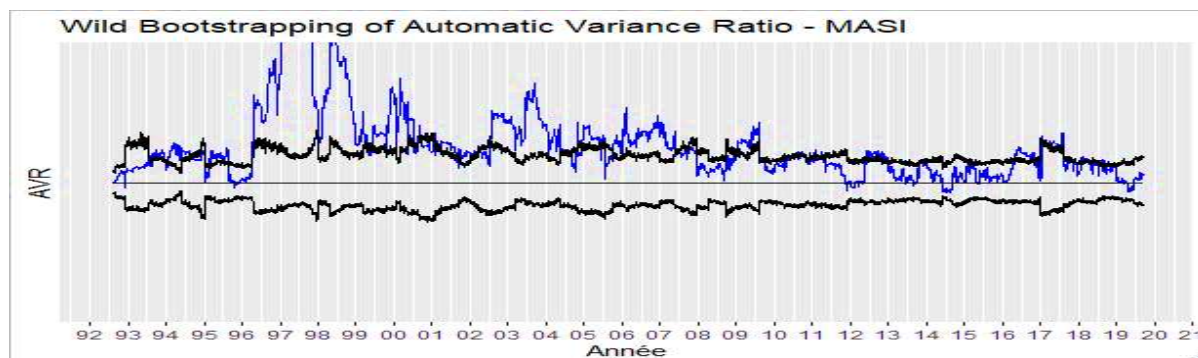


fondamentaux économiques. Par conséquent, la volatilité émerge de manière endogène de l'interaction des traders hétérogènes qui diffèrent dans leur « philosophie » de trading (fondamentaliste ou chartiste), ainsi que dans le paramètre  $C_{t_n}^k$  qui diffère selon les agents. L'hétérogénéité se renforce au fur et à mesure que les chartistes sont en désaccord sur les rendements futurs, et augmente donc avec  $\sigma_C^2$  ( $\sigma_C^2 = 1$  dans notre modèle) car les poids des traders momentum et contrariants sont plus éloignés l'un de l'autre.

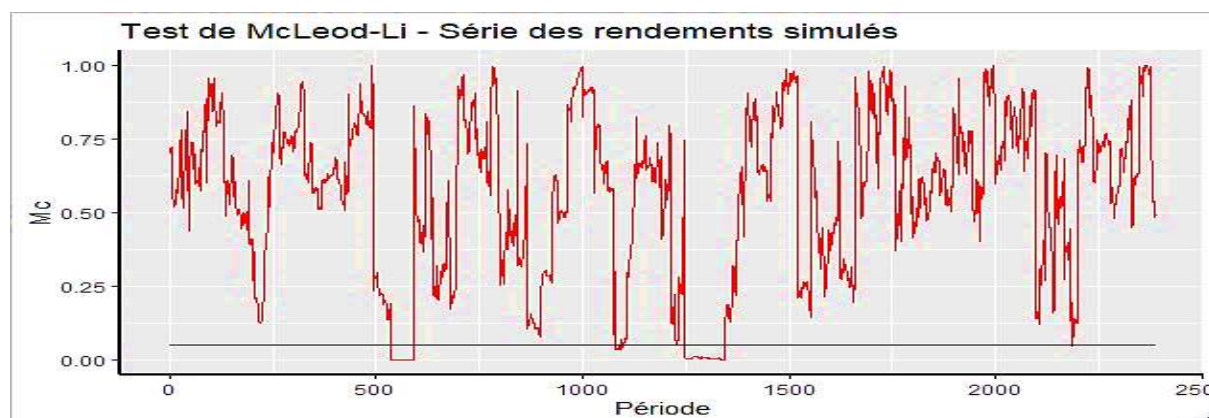
**Figure 4.** L'évolution du degré d'efficacité relatif à la série simulée selon le test AVR. Note : la ligne rouge indique la statistique du test AVR ; la ligne noire représente la limite supérieure et la limite inférieure de l'intervalle de confiance ; la version R 3.6.1 a été utilisée pour calculer les statistiques.



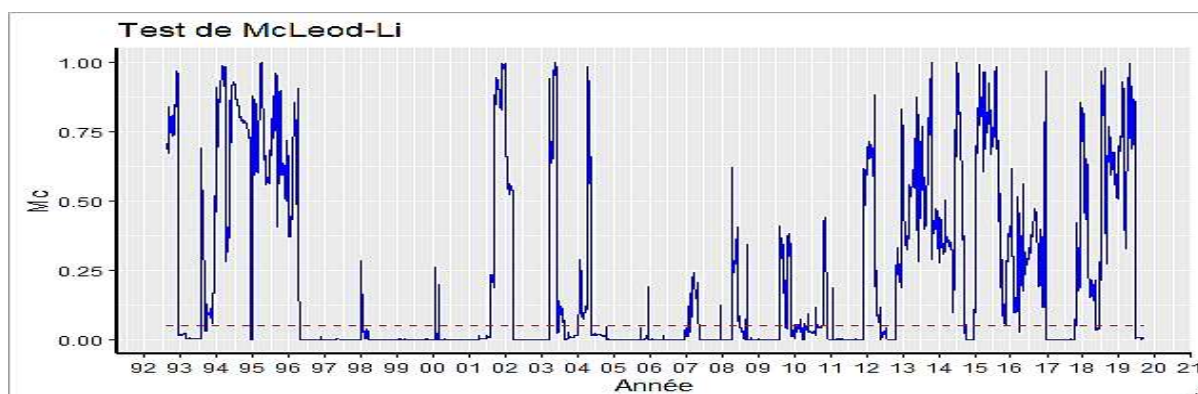
**Figure 5.** L'évolution du degré d'efficacité relatif à la série de rendements de l'indice MASI selon le test AVR. Note : la ligne bleue indique la statistique du test AVR ; la ligne noire représente la limite supérieure et la limite inférieure de l'intervalle de confiance ; la version R 3.6.1 a été utilisée pour calculer les statistiques.



**Figure 6.** L'évolution du degré d'efficacité relatif à la série simulée selon le test de McLeod-Li. Note : la ligne rouge indique les p-values du test MacLeod-Li ; la ligne noire représente le niveau de signification à 5% ; la version R 3.6.1 a été utilisée pour calculer les statistiques.



**Figure 7.** L'évolution du degré d'efficacité relatif à la série de rendements de l'indice MASI selon le test de McLeod-Li. Note : la ligne bleue indique les p-values du test McLeod-Li ; la ligne pointillée rouge représente le niveau de signification à 5% du test. ; la version R 3.6.1 a été utilisée pour calculer les statistiques.



### Autocorrélation des rendements et évolution du degré d'efficacité

Concernant l'autocorrélation linéaire, il est constaté l'absence d'autocorrélation dans la plupart des marchés, notamment les marchés développés, et constitue alors un fait stylisé. Toutefois, comme nous pouvons le voir dans la fonction d'autocorrélation des rendements du marché marocain (Figure 3), les rendements sont linéairement autocorrélés au premier ordre. Dès lors, nous avons calibré notre modèle de manière à générer cette propriété. Le modèle a réussi à générer une autocorrélation linéaire des rendements au premier ordre comme nous pouvons le constater dans la fonction d'autocorrélation de la série simulé (figure 2). Cette autocorrélation des rendements est confirmée par le test Box-Pierce qui rejette l'hypothèse nulle d'indépendance des rendements au niveau de signification de 1% ( $P - Value < 0.01$ ) (tableau 2).

Puisque notre modèle est désigné sous l'hypothèse des marchés adaptatifs et vise à expliquer l'efficacité du marché, nous avons vérifié s'il est capable de reproduire une évolution du degré d'efficacité au cours du temps avec une succession des périodes d'efficacité et d'inefficacité. À cet effet, nous avons appliqué aux séries de rendements simulés et réels le test linéaire de AVR et le test non linéaire de McLeod-Li (Figures 4, 5, 6 et 7).

Les résultats de simulations du test linéaire (figures 4) et du test non linéaire (Figure 6) montrent que le degré d'efficacité évolue au cours du temps avec des périodes où l'efficacité est significative et d'autres périodes d'inefficacité large. Le modèle est donc capable de reproduire la même évolution constatée dans le marché réel (Figures 5 et 7). Plus encore, les dépendances non linéaires générées par le test non linéaire (figures 6 et 7) sont cohérentes avec les conclusions des études antérieures qui ont documenté l'existence des dépendances non linéaires dans les marchés financiers (Almudhaf et al., 2020; Ghazani et Ebrahimi, 2019; Ghazani et Araghi, 2014; Lekhal et El Oubani, 2020; Shahid et al., 2019) et constituent donc également un fait stylisé (Lim et Brooks, 2011). Ces dépendances non linéaires sont causées par l'hétérogénéité des investisseurs, les coûts de transactions et les biais comportementaux. Par conséquent, le modèle arrive à générer des dépendances non linéaires constatées empiriquement ainsi que l'évolution du degré d'efficacité au fil du temps. Cette évolution du degré d'efficacité au cours du temps est causée par l'interaction entre des agents rationnels et bruiteurs dans un cadre dynamique. En fait, alors que les bruiteurs (chartistes) tentent de pousser le prix loin de sa valeur actuelle, les rationnels tentent de le ramener à sa valeur actuelle. Ainsi, lorsque les rationnels dominent le marché, les rendements sont plus susceptibles de suivre une marche aléatoire ; à l'inverse, si les chartistes dominent, les rendements sont autocorrélés.

Notre modèle reproduit ainsi les mêmes propriétés de la série de rendements du marché financier marocain aussi bien par rapport aux faits stylisés que par rapport à l'évolution du degré

d'efficacité. Ces résultats sont expliqués par la microstructure du marché et le comportement des agents.

## 2.2 Agents rationnels et microstructure du marché

Cette section permet d'évaluer, de manière isolée, le rôle de la microstructure sur la dynamique des prix en supposant que les agents sont rationnels et homogènes. En fixant  $\epsilon_{t_n}^k = 0$  dans le modèle, nous supposons que les traders évaluent correctement le signal exogène correspondant à l'arrivée d'une information publique, qui est par nature imprévue et aléatoire.

Dans ce cas, si la microstructure n'a pas d'effet sur la dynamique des prix, on retombe sur les mêmes propriétés statistiques de la marche aléatoire telles qu'une distribution normale, une volatilité faible et une indépendance des rendements.

**Tableau 4. Propriétés statistiques de la série de rendements simulés correspondant au scénario 2**

Ecart-type	Asymétrie	Aplatissement nt	JB	BP	N
<b>0.023</b>	- 0.060	6.887	0.000	0.2107	2500

### Notes :

JB désigne la p- valeur du test de Jarque et Bera (1980);

BP représente la p- valeur du test de Box et Pierce (1970);

N est le nombre d'observations ;

La version 3.6.1 du logiciel R a été utilisée pour calculer les statistiques.

Néanmoins, les résultats de simulations correspondant à ce scénario (tableau 4) exhibent que la distribution est leptokurtique ( $kurtosis = 6.887, skewness = -0.060$ ), ce qui contredit la marche aléatoire caractérisée par une distribution normale mésokurtique ( $kurtosis = 3$  et  $skewness = 0$ ). La déviation de la série simulée par rapport à celle issue de la loi gaussienne est confirmée par le test de normalité de Jarque Bera ( $P - value < 0.01$ ). De plus, nous observons l'excès de volatilité car l'écart type des rendements (0,023) dépasse largement celui de l'information fondamentale (0.0001). L'effet de la microstructure est donc bien établi.

Pour affirmer que les faits stylisés ne sont pas dus uniquement à l'effet de la microstructure et que le comportement des investisseurs y contribue également, nous comparons les résultats des deux simulations (tableaux 2 et 4). Le principal constat fait est qu'après élimination des comportements hétérogènes et adaptatifs des investisseurs, les rendements sont devenus imprévisibles. En effet, le p-value du test de Box-Pierce ( $BP = 0.000$ ) était inférieur à 0.01 au niveau de la première simulation, ce qui rejette l'hypothèse nulle d'indépendance des rendements ; il est devenu supérieur à 0.1 ( $BP = 0.2107$ ) acceptant ainsi l'hypothèse nulle d'indépendance, c'est-à-dire l'imprévisibilité des rendements. Dès lors, la présence de l'hétérogénéité est nécessaire pour obtenir une dynamique plus réaliste.

En somme, nous pouvons conclure que les deux composantes de notre modèle, le comportement des investisseurs et la microstructure du marché, sont nécessaires pour générer les faits stylisés et l'évolution de l'efficacité au cours du temps, en cohérence avec l'AMH.

Une fois validé par rapport aux faits empiriques observés sur le marché financier marocain, le modèle peut être utilisé comme banc d'essai pour des expérimentations réglementaires visant à améliorer l'efficacité du marché. En ce qui concerne les traders, le modèle peut également être utilisé pour effectuer des simulations en créant certaines conditions de marché spécifiques dans lesquelles ils peuvent tester la rentabilité de certaines stratégies d'investissement (stratégie de momentum, stratégie contrariante, stratégie d'achat et de conservation...).

## 3 Conclusion

Cet article avait pour objectif de développer un ABM susceptible de reproduire les principaux faits stylisés ainsi que l'évolution de l'efficacité au cours du temps. Ce modèle est conçu sous l'approche

de l'AMH et intègre deux compartiments, le compartiment relatif au comportement des investissements et le compartiment lié à la microstructure du marché. Le premier compartiment introduit l'interaction entre des agents hétérogènes (rationnels et irrationnels) avec le phénomène de permutation, c'est-à-dire un agent rationnel peut devenir, sous certaines conditions, irrationnel, et inversement, un agent irrationnel peut devenir rationnel. Ledit modèle inclut aussi le feedback de l'investisseur par rapport à la volatilité récente qui amplifie ou atténue l'effet des biais comportementaux des agents selon l'ampleur de cette volatilité. Pour obtenir un modèle réaliste, nous avons ajouté le deuxième compartiment qui est la microstructure du marché. Sur ce dernier point, nous avons conçu un marché dirigé par les ordres via un carnet d'ordres central, avec certaines règles de transactions comme la durée de validité de l'ordre, les seuils de variation des prix, la vente à découvert et la taille du tick.

Les simulations ont permis de reproduire une série de rendements simulés ayant les mêmes propriétés statistiques que la série réelle de l'indice MASI telles qu'une distribution leptokurtique, une autocorrélation linéaire au premier ordre et un excès de volatilité. En outre, le modèle a réussi à générer l'évolution du degré d'efficience au cours du temps en cohérence avec l'AMH. Le modèle a également révélé l'existence des dépendances non linéaires dans les rendements, ce qui est en ligne avec les études empiriques ayant montré l'importance de ce type de dépendance dans les marchés financiers.

Pour étudier uniquement l'impact de la microstructure, nous avons supposé des agents homogènes et rationnels émettant des ordres avec des prix suivant une marche aléatoire. Les résultats de simulations de ce scénario ont révélé la présence d'une distribution leptokurtique et une volatilité excessive, ce qui contredit la marche aléatoire impliquant la distribution normale et une faible volatilité. Cela montre bien l'effet significatif de la microstructure sur la dynamique des prix. Toutefois, l'imprévisibilité des rendements générée par ce scénario contredit la présence de prévisibilité des rendements constatée empiriquement. Ainsi, les comportements hétérogènes et adaptatifs des agents s'avèrent nécessaires pour obtenir une dynamique du marché financier plus réaliste. Dès lors, nous concluons qu'aussi bien la microstructure du marché que l'hétérogénéité et l'adaptation du comportement des investisseurs sont nécessaires pour générer une dynamique des prix proche de la réalité et ainsi expliquer l'efficience du marché.

Le modèle peut être utilement utilisé comme un laboratoire artificiel pour réaliser des expérimentations sur les politiques réglementaires afin d'évaluer l'efficacité de ces politiques. Par conséquent, il peut être employé comme alternative aux études empiriques utilisant des données réelles afin d'examiner la dynamique des marchés financiers.

## Références bibliographiques

- Almudhaf, F., Aroul, R. R., & Hansz, J. A. (2020). Are markets adaptive? Evidence of predictability and market efficiency of lodging/resort reits. *International Journal of Strategic Property Management*, 24(2), 130-139. <https://doi.org/10.3846/ijspm.2020.11547>
- Arthur, W. B., Holland, J. H., LeBaron, B., Palmer, R., & Tayler, P. (1996). Asset pricing under endogenous expectations in an artificial stock market. *The economy as an evolving complex system II*, 27.
- Box, G. E., & Pierce, D. A. (1970). Distribution of residual autocorrelations in autoregressive-integrated moving average time series models. *Journal of the American statistical Association*, 65(332), 1509-1526.
- Challet, D., Chessa, A., Marsili, M., & Zhang, Y.-C. (2001). *From minority games to real markets*.
- Chiarella, C., & Iori, G. (2002). A simulation analysis of the microstructure of double auction markets\*. *Quantitative finance*, 2(5), 346-353.
- Chiarella, C., Iori, G., & Perelló, J. (2009). The impact of heterogeneous trading rules on the limit order book and order flows. *Journal of Economic Dynamics and Control*, 33(3), 525-537.
- Cont, R. (1999). Modeling economic randomness : Statistical mechanics of market phenomena. *in: M. Batchelor & LT Wille (Eds.) Statistical Physics on the eve of the 21st century, Singapore: World Scienti*.
- Cont, R. (2001). Empirical properties of asset returns : Stylized facts and statistical issues. *Quantitative Finance*, 1(2), 223-236. <https://doi.org/10.1080/713665670>
- Cross, R., Grinfeld, M., Lamba, H., & Seaman, T. (2005). A threshold model of investor psychology. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, 354, 463-478.
- El Oubani, A., & Lekhal, M. (2021). An agent-based model of financial market efficiency dynamics. *Borsa Istanbul Review*. <https://doi.org/10.1016/j.bir.2021.10.005>
- Farmer, J. D., & Joshi, S. (2002). The price dynamics of common trading strategies. *Journal of Economic Behavior & Organization*, 49(2), 149-171.
- Ghazani, M. M., & Araghi, M. K. (2014). Evaluation of the adaptive market hypothesis as an evolutionary perspective on market efficiency : Evidence from the Tehran stock exchange. *Research in International Business and Finance*, 32, 50-59. <https://doi.org/10.1016/j.ribaf.2014.03.002>
- Ghazani, M. M., & Ebrahimi, S. B. (2019). Testing the adaptive market hypothesis as an evolutionary perspective on market efficiency : Evidence from the crude oil prices. *Finance Research Letters*, 30, 60-68. <https://doi.org/10.1016/j.frl.2019.03.032>
- Ghoulmie, F., Cont, R., & Nadal, J.-P. (2005). Heterogeneity and feedback in an agent-based market model. *Journal of Physics: Condensed Matter*, 17(14), S1259-S1268. <https://doi.org/10.1088/0953-8984/17/14/015>
- Giardina, I., & Bouchaud, J.-P. (2003). Bubbles, crashes and intermittency in agent based market models. *The European Physical Journal B-Condensed Matter and Complex Systems*, 31(3), 421-437.
- Guillaume, D. M., Dacorogna, M. M., Davé, R. R., Müller, U. A., Olsen, R. B., & Pictet, O. V. (1997). From the bird's eye to the microscope : A survey of new stylized facts of the intra-daily foreign exchange markets. *Finance and stochastics*, 1(2), 95-129.

- Hall, A. D., & Hautsch, N. (2006). Order aggressiveness and order book dynamics. *Empirical Economics*, 30(4), 973-1005.
- Iori, G. (2002). A microsimulation of traders activity in the stock market : The role of heterogeneity, agents' interactions and trade frictions. *Journal of Economic Behavior & Organization*, 49(2), 269-285.
- Jarque, C. M., & Bera, A. K. (1980). Efficient tests for normality, homoscedasticity and serial independence of regression residuals. *Economics letters*, 6(3), 255-259.
- Kim, J. H. (2009). Automatic variance ratio test under conditional heteroskedasticity. *Finance Research Letters*, 6(3), 179-185. <https://doi.org/10.1016/j.frl.2009.04.003>
- Kirman, A., & Teysiere, G. (2002). Microeconomic models for long memory in the volatility of financial time series. *Studies in Nonlinear Dynamics & Econometrics*, 5(4).
- Konté, M. A. (2011). A link between random coefficient autoregressive models and some agent based models. *Journal of Economic Interaction and Coordination*, 6(1), 83-92.
- LeBaron, B. (1999). Evolution and time horizons in an agent based stock market. *Available at SSRN 218309*.
- LeBaron, B. (2006). Agent-based computational finance. *Handbook of computational economics*, 2, 1187-1233.
- Lekhal, M., & El Oubani, A. (2020). Does the Adaptive Market Hypothesis explain the evolution of emerging markets efficiency ? Evidence from the Moroccan financial market. *Heliyon*, 6(7), e04429.
- Lim, K.-P., & Brooks, R. (2011). The evolution of stock market efficiency over time : a survey of the empirical literature. *Journal of Economic Surveys*, 25(1), 69-108. <https://doi.org/10.1111/j.1467-6419.2009.00611.x>
- Lo, A. W. (2004). The adaptive markets hypothesis. *The Journal of Portfolio Management*, 30(5), 15-29.
- Lo, A. W. (2005). Reconciling Efficient Markets with Behavioral Finance : The Adaptive Markets Hypothesis. *Journal of Investment Consulting*, 7(2), 21-44.
- Lux, T., & Marchesi, M. (2000). Volatility clustering in financial markets : A microsimulation of interacting agents. *International journal of theoretical and applied finance*, 3(04), 675-702.
- McLeod, A. I., & Li, W. K. (1983). Diagnostic checking ARMA time series models using squared-residual autocorrelations. *Journal of Time Series Analysis*, 4(4), 269-273. <https://doi.org/10.1111/j.1467-9892.1983.tb00373.x>
- Shahid, M. N., Coronado, S., & Sattar, A. (2019). *Stock market behaviour : Efficient or adaptive ? Evidence from the Pakistan Stock Exchange*. 26.
- Zovko, I. I., & Farmer, J. D. (2002). The power of patience : A behavioural regularity in limit-order placement. *Quantitative finance*, 2(5), 387.