

L'impact d'une transaction asynchrone sur la prévisibilité des rendements : cas du marché coréen

Latifa FATNASSI*

* Maître-assistante à l'Institut Supérieur d'Informatique et de Gestion de Kairouan

fatnassilatifa1@ yahoo.fr

Résumé

L'objectif de ce papier est d'étudier l'impact d'une transaction asynchrone sur la prévisibilité des rendements de deux indices de différentes liquidités du marché Coréen .Nous proposons une nouvelle alternative qui se focalise sur l'étude de l'effet lead-lag sur la valeur de deux indices de chaque marché étudié en adoptant la méthodologie de Camilleri et Green [2004] sur le marché Coréen. Les résultats obtenus montrent que l'indice le plus liquide devance (lead) l'indice moins liquide surtout dans le cas des données à haute fréquence. La prévisibilité des rendements est attribuée à une transaction asynchrone et non à un retard des ajustements des prix à une nouvelle information.

Mots clés : Prévisibilité des rendements, Effet Lead-Lag, Marchés Émergent, Fonction Impulse-Response, Causalité au sens de Granger.

Abstract

The aim of this paper is to investigate non-synchronous trading effect in terms of predictability. This analysis is applied to daily and one-minute interval data on the KOREA stock market. The results indicate evidence of predictability between indices with different degrees of non-synchronous trading and when considering one-minute interval data. The results obtained suggest that the observed predictability is attributed to non-synchronous trading instead of delay adjustments in price to the "news".

KEYWORDS: Return Predictability, Lead-lag effect, Emergent Market, Impulse-Response function, Granger-Causality.

Introduction

Plusieurs études ont étudié l'effet d'une transaction asynchrone sur l'auto corrélation des rendements à savoir Lo et Mackinlay [1990], Schotman et Zalewska [2006]. Toutes ces études concluent que la transaction asynchrone augmente la corrélation sérielle des rendements. Dès lors, Lo et Mackinlay [1990] ont proposé un modèle économétrique d'une transaction asynchrone en analysant son implication sur les rendements des titres individuels ainsi que sur les rendements de portefeuille des titres. Ces auteurs ont constaté que l'ignorance d'une transaction asynchrone peut biaiser les résultats et générer des inférences complètement fausses : La transaction asynchrone génère une corrélation sérielle négative au niveau des rendements des titres individuels tandis qu'elle est positive au niveau des rendements observés des portefeuilles. L'impact d'une transaction asynchrone sur la prévisibilité des rendements a été étudié par Camilleri et Green [2004] sur le marché Indien en utilisant trois approches : Test Pesaran Timmermann, Vecteur Autorégressif, Causalité de Granger et la Fonction Impulse-Response sur des données à base journalière et à haute fréquence (une minute). Les résultats obtenus supposent que la non transaction semble être la principale source d'une telle prévisibilité des rendements sur le marché Indien. Plus spécifiquement, l'objectif de ce papier est d'étudier l'impact d'une transaction asynchrone sur la prévisibilité des rendements du marché Coréen et d'examiner la principale cause d'un tel effet. Nous proposons une nouvelle alternative qui se focalise sur l'étude de l'effet lead-lag sur la valeur de deux indices de différentes liquidités en adoptant la méthodologie de Camilleri et Green [2004].

A cette fin, ce papier sera organisé comme suit : Dans une *première section*, nous passons par une revue de la littérature d'une transaction asynchrone. La *deuxième section* présentera l'impact d'une transaction asynchrone sur la prévisibilité des rendements. La *section trois* est consacrée à la *présentation* de l'effet lead-lag. Une *quatrième* section abordera les données et la méthodologie adoptée. La *section cinq* sera réservée aux résultats et à leurs interprétations.

1. Transaction Asynchrone : Revue De Littérature

L'effet d'une transaction asynchrone est généré lorsque les transactions des titres se produisent peu fréquemment. Dans un tel cas, le prix de la dernière transaction peut cesser de refléter la valeur fondamentale de la firme à une nouvelle information disponible sur le marché. Dans un premier temps, ceci donne l'impression que le prix du titre se retarde à l'ajustement à cette nouvelle information et par conséquent l'inefficience apparente dès que le prix d'une transaction plus récente est lié à une transaction passée. Le problème réside dans l'utilisation du temps de la dernière transaction par les chercheurs pour chaque titre et il est toujours supposé que les prix des titres soient enregistrés simultanément (synchrone) à des points équidistants dans le temps. La transaction asynchrone génère des caractéristiques particulières au niveau des prix des titres et donc des rendements. Par exemple, les prix des indices exhibent un niveau élevé de corrélation sérielle que des titres individuels, comme il est signalé par Fisher [1966]. Cohen, Maier, Schwartz et Whitcomb [1979] ont montré que la transaction asynchrone génère une corrélation sérielle des

rendements d'un marché alors que Atchison, Buther et Simonds [1987] ont comparé la corrélation sérielle d'un portefeuille de NYSE à celle prédite par le modèle de transaction asynchrone proposé par Scholes et Williams [1977] et ils ont montré que la corrélation sérielle a été plus élevée que celle prévue et attribuent ceci à d'autres sources à savoir le délai d'ajustement des prix. Il existe plusieurs raisons d'analyser pourquoi les prix prennent plus de temps d'être ajusté à une nouvelle information à savoir : par exemple, lorsqu'une nouvelle information est disponible, de telles ordres seront sous-évalués et d'autres sont surévalués par d'autres participants sur le marché alors que l'autre raison de retard d'ajustement de prix se présente au fait que les participants du marché ne consacrent plus de temps à contrôler les titres moins liquides comme ils le font avec ceux les plus liquides. D'où une nouvelle information liée aux titres les moins liquides prend plus de temps d'être évaluée.

D'autres chercheurs ont étudié l'effet d'une transaction asynchrone sur l'autocorrélation des rendements à savoir Fisher [1966], Lo et Mackinlay [1990], Boudoukh, Richardson et Whitelaw [1994]. Ces études concluent que la transaction asynchrone accroît la corrélation sérielle des rendements. Boudoukh et al. [1994] ont suggéré trois explications de la persistance d'autocorrélation des rendements qui sont liées soit à une transaction asynchrone, soit à une variation temporelle d'une prime de risque (des rendements anticipés) ou à l'irrationalité des investisseurs (Såfvenblad, 1997). Sur le marché américain, Lo et Mackinlay [1990b] ont constaté que les titres à large capitalisation boursière devancent ceux à faible capitalisation boursière et ont attribué ceci à une cross-corrélation entre les titres causés par l'effet d'une transaction asynchrone. Ce résultat est prouvé par Cohen, Maier, Schwartz et Whitcomb [1979]. Mills et Jordanov [2000] ont signalé une similaire évidence d'un effet lead-lag pour un nombre des titres UK enregistrés à des intervalles mensuels. Ces auteurs ont construit dix portefeuilles de taille différents et leur méthodologie est basée sur la fonction de réponse impulsionnelle (Impulse Response Fonction) à côté d'une analyse de la structure de corrélation des portefeuilles. Camilleri et Green [2004] ont étudié les relations lead-lag entre deux indices de différentes liquidités en utilisant des données à haute fréquence (une minute) dans le but d'examiner la prévisibilité des rendements sur le marché indien causée par la transaction asynchrone. Par la suite, ces auteurs ont proposé un test afin de déduire si une telle prévisibilité est principalement attribuée à une transaction asynchrone ou à un ajustement retardé des prix de la part des investisseurs. Ces résultats obtenus d'une analyse intra-day suppose que la transaction asynchrone semble être la meilleure explication d'une telle prévisibilité observée sur le marché Indien. Lo et Mackinlay [1990] et Mills et Jordanov [2000] ont constaté des conclusions pertinentes concernant cet effet lead-lag.

2. L'impact d'une Transaction Asynchrone sur la Prévisibilité des Rendements

Cette section révèle les différentes méthodologies utilisées par certaines études empiriques dans le but de tester l'effet lead-lag ou l'effet d'une transaction asynchrone sur la prévisibilité des rendements des indices boursiers. Camilleri et Green [2004] ont adopté trois différentes techniques : Le processus VAR (Vector Autoregressive), Causalité au sens de Granger et la fonction de réponse impulsionnelle.

2.1. Test de Causalité au sens de Granger

La méthodologie de Causalité-Granger est basée sur l'estimation du vecteur autorégressif VAR. Granger [1969] a montré qu'un choc affecte une série temporelle donnée, génère un choc aux autres séries temporelles et par la suite la première série est la cause au sens de Granger de la deuxième. Dans ce cas, le modèle VAR d'une série temporelle apparaît comme un processus AR ajusté aux termes retardés des autres séries temporelles et un terme d'erreur. Le modèle VAR est un moyen de modélisation de la causalité et les effets rétroactifs (feedback effet) quand deux séries temporelles ou plus causent selon Granger les autres. Le terme Causalité-Granger n'implique pas la causalité réelle. Par exemple, il peut être le cas des interrelations entre les séries temporelles causés par une variable exogène. Ensuite, la modélisation de causalité au sens de Granger doit être accompagnée par une relation théorique sous-jacente sinon le modèle peut être incorrectement spécifié¹. Un modèle VAR bivarié peut être reformulé comme suit :

$$x_t = \sum_{i=1}^n \alpha_{1i} x_{t-i} + \sum_{i=1}^n \beta_{1i} y_{t-i} + \mu_{1t} \quad (1)$$

$$y_t = \sum_{i=1}^n \alpha_{2i} x_{t-i} + \sum_{i=1}^n \beta_{2i} y_{t-i} + \mu_{2t} \quad (2)$$

Où :

x_t et y_t sont deux variables en supposant que l'une cause selon Granger les autres

μ est un terme d'erreur.

Le système de deux équations (1) et (2) est formulé par le vecteur suivant :

$$\begin{bmatrix} x_t \\ y_t \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \alpha_{1i} & \beta_{1i} \\ \beta_{2i} & \alpha_{2i} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_{t-i} \\ y_{t-i} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \mu_{1t} \\ \mu_{2t} \end{bmatrix}$$

¹ Pour plus de détails, nous renvoyons à Camilleri et Green, 2004, p.13-18.

La causalité au sens de Granger implique l'inefficience du marché dans le sens où les fluctuations d'un indice génèrent les fluctuations des autres indices. Ceci signifie que si la première fluctuation a été justifiée par une nouvelle information, la dernière fluctuation doit être produite au même temps excluant l'effet lead-lag. Par conséquent, le test de causalité de Granger dans le cas des données journalières et où les marchés sont efficients et s'il n'existe pas un effet d'une transaction asynchrone, ils anticipent des relations contemporaines et non retardées.

2.2. Fonction Impulse-Response

L'une des principales utilisations des processus VAR réside dans l'analyse de réponse impulsionnelle. Cette dernière représente l'effet d'un choc sur les valeurs courantes et futures des variables endogènes. Comme il est montré par Sims [1980], les modèles VAR peuvent générer les fonctions Impulse-Response. La réponse de chaque variable du système VAR à un choc qui affecte une variable donnée : Soit un choc sur une variable x_t peut affecter directement les réalisations suivantes de cette même variable, mais il se transmet également à l'ensemble des autres variables à travers la structure dynamique du VAR. La fonction de réponse impulsionnelle (IRF) de la variable y_t à un choc sur la variable x_t intervenant en temps t , peut être visualisée comme la différence entre les deux séries temporelles :

- Les réalisations de la série y_t après qu'un choc sur x_t a été produit ; et
- Les réalisations de la série y_t durant la même période mais en cas d'absence d'un choc sur x_t .

Ceci peut être formulé par la notation mathématique suivante :

$$IRF_y(n, \delta, \omega_{t-1}) = E[y_{t+n} / \varepsilon_t = \delta, \varepsilon_{t+1} = \dots = \varepsilon_{t+n} = 0, \omega_{t-1}] - E[y_{t+n} / \varepsilon_t = 0, \varepsilon_{t+1} = \dots = \varepsilon_{t+n} = 0, \omega_{t-1}]$$

(3)

Où :

δ , est un choc au temps t ;

ω_{t-1} est l'historique de séries temporelles

ε est une innovation

IRF est générée entre t et $t+n$.

3. L'effet lead-lag et la prévisibilité des rendements

Les différentes méthodologies de l'étude d'une prévisibilité des rendements utilisées par Camilleri et Green [2004] mettent en évidence que l'indice le plus liquide devance celui le moins liquide. Ces auteurs ont attribué cet effet lead-lag à une transaction asynchrone ou à un retard des ajustements des prix à une nouvelle information de la part des investisseurs. Ils ont proposé un simple test dans l'ordre de déduire la source la plus pertinente d'une prévisibilité des rendements. Leur analyse est constituée des rendements overnight durant la période trading-break² et celle de post- trading-break. Ils supposent que, durant la période de trading-break, les participants du marché ont assez de temps pour ajuster leurs jugements concernant les valeurs fondamentales des firmes et que les prix dépassés "outdated" sont annulés. Etant donné que l'un suppose qu'une transaction se produit immédiatement après trading-break, elle doit refléter la valeur du marché et nous excluons tout retard d'ajustement des prix de la part des investisseurs. Ceci implique que si l'effet lead-lag entre deux indices persiste durant la période post- trading-break, donc ces effets sont dus à une transaction asynchrone au lieu d'une mauvaise évaluation de la part des investisseurs.

Camilleri et Green [2004] ont montré que les rendements retardés de six premiers minutes de l'indice le plus liquide (Nifty) sont significatifs et permettent de déterminer la valeur de l'indice moins liquide (Midcap) sur le marché Indien. Ils ont proposé d'estimer l'équation entre les rendements overnight (du jour au lendemain) de l'indice Nifty ; les rendements overnight de l'indice Midcap et les rendements Midcap durant les six premières minutes du jour de transaction suivant :

$$OR(N)_{t \rightarrow t+1} = \alpha + OR(M)_{t \rightarrow t+1} + IR(M)_{t+1} + \varepsilon \quad (4)$$

Où :

$OR(N)_{t \rightarrow t+1}$: log des rendements overnight de l'indice Nifty entre le jour t et t+1 ;

$OR(M)_{t \rightarrow t+1}$: log des rendements overnight de l'indice Midcap entre le jour t et t+1 ;

$IR(M)_{t+1}$: log des rendements de trois premières minutes l'indice Midcap du jour t+1 ;

α : est une constante ;

ε : est un terme d'erreur.

² Camilleri et Green [2004] ont considéré le Trading break comme étant la rupture de l'activité d'une transaction à la fin de la journée jusqu'au matin suivant et au temps après un Weekend.

Leurs résultats montrent que les rendements overnight de l'indice plus liquide sont plus corrélés avec les rendements de six premières minutes de jour suivant de l'indice moins liquide. Ce lead-lag est attribué à une transaction asynchrone.

4. Données et Méthodologie

Dans cette section, nous allons étudier l'effet lead-lag entre deux indices qui se diffèrent dans leurs degrés de liquidité sur le marché coréen. En se basant sur les études précédentes, nous pouvons souligner quelques hypothèses attendues :

- L'indice le plus liquide devance l'indice moins liquide
- L'effet lead-lag est plus prononcé dans le cas d'analyse des données à haute fréquence (intervalle d'une minute).
- Nous anticipons que les éléments d'une prévisibilité des rendements sont attribués à une causalité actuelle, à un retard dans les ajustements des prix et à un effet d'une transaction asynchrone.

L'analyse de l'effet lead-lag sur la prévisibilité des rendements est appliquée sur une base journalière ainsi que sur une base à haute fréquence. Ces données sont constituées des observations de clôture pour deux indices Kospi (Korea Composite Stock Price Index) et Kospi Midcap³. Ces derniers représentent respectivement le principal indice et l'indice le moins liquide. La période d'étude s'étale entre 02/01/2004 et 05/02/2008 c'est-à-dire un total de 1016 observations. La haute fréquence des données est constituée des valeurs de deux indices à un intervalle d'une minute. L'échantillon porte sur une période de cinq jours allant du 21/01/2008 jusqu'au 25/01/2008. Nous commençons par un test de racine unitaire (ADF). Dans ce qui suit, nous procédons à une analyse de l'effet lead-lag sur la prévisibilité des rendements en utilisant trois méthodologies à savoir le vecteur autorégressif, la causalité de Granger et la fonction de réponse impulsionnelle.

5. Résultats empiriques

Cette section rapporte les résultats d'une analyse de l'effet lead-lag sur la prévisibilité des rendements du marché asiatique émergent celui de la Corée. Les résultats du test ADF⁴ montrent que les deux indices sont non stationnaires en niveau (les valeurs ADF sont supérieures à leurs

³ Les deux bases de données (données journalières et à haute fréquence de deux indices) ont été requises du site web de la bourse du Corée : <http://www.kse.or.kr/index.html>.

⁴ Les résultats du test de stationnarité et de corrélation sérielle sont présents en Appendice IV (Tableaux A.4.1).

valeurs critiques pour les divers seuils de significativité). En revanche, en différence première, les séries logarithmiques des prix des indices sont stationnaires et donc sont intégrés d'ordre 1. Pour bien clarifier cette idée de stationnarité des séries et qu'ils sont $I(1)$, nous passons à l'étude d'auto corrélation des séries LK et LKM aux différents retards. Les coefficients d'auto corrélation sont élevés et se déclinent lentement ce qui indique l'existence d'une racine unitaire. Ce qui met l'évidence que les séries logarithmiques de deux indices sont $I(1)$. Dans ce qui suit, nous procédons à une analyse de l'effet lead-lag sur la prévisibilité des rendements en utilisant trois méthodologies à savoir le vecteur autorégressif, la causalité de Granger et la fonction de réponse impulsionnelle. Tout d'abord, nous commençons par déterminer l'ordre optimal du modèle VAR pour les deux indices étudiés. Selon les deux critères AIC et SC (minimums), nous obtenons un VAR d'ordre 1 pour les séries logarithmiques journalières des indices LK et LKM et un VAR d'ordre 3 pour l'intervalle d'une minute. Les estimations des équations individuelles des systèmes VAR sont reproduites dans un tableau 1 (voir Annexe1).

L'effet lead-lag entre les deux indices peut être déduit à partir d'une significativité des coefficients de deux équations. A partir du tableau1, nous pouvons constater qu'il n'existe pas un effet lead-lag puisque les coefficients de $LKM(-1)$ et du $LK(-1)$ sont non significatifs au seuil de 5% et donc il n'existe aucune relation entre les deux indices. Dans l'ordre de bien clarifier l'idée, les tests de non causalité au sens de Granger sont appliqués sur le système de deux équations. Les résultats obtenus, pour un nombre de retard égal à un (pour des données journalières) et égal à trois (pour des données à haute fréquence), sont données dans un tableau 2. L'hypothèse nulle selon laquelle LKM ne cause pas LK est acceptée dès lors que la probabilité associée 0.86466 est supérieure au seuil statistique usuel de 5%. De même l'hypothèse nulle selon laquelle LK ne cause pas LKM est acceptée au seuil de 5%.

Tableau 2: Test de non causalité au sens de Granger

Données journalières

Null Hypothesis		F-Statistic	Probability
LKM does not Granger Cause LK		0.02906	0.86466
LK does not Granger Cause LKM		0.04249	0.83672
VAR Pairwise Granger Causality			
Dependent variable: LK			
Exclude	Chi-sq	Degrees of Freedom	Prob.
LKM	0.296451	1	0.8622

All	0.296451	1	0.8622
Dependent variable: LKM			
Exclude	Chi-sq	Degrees of Freedom	Prob.
LK	0.056926	1	0.9719
All	0.056926	1	0.9719

Intervalle d'une minute

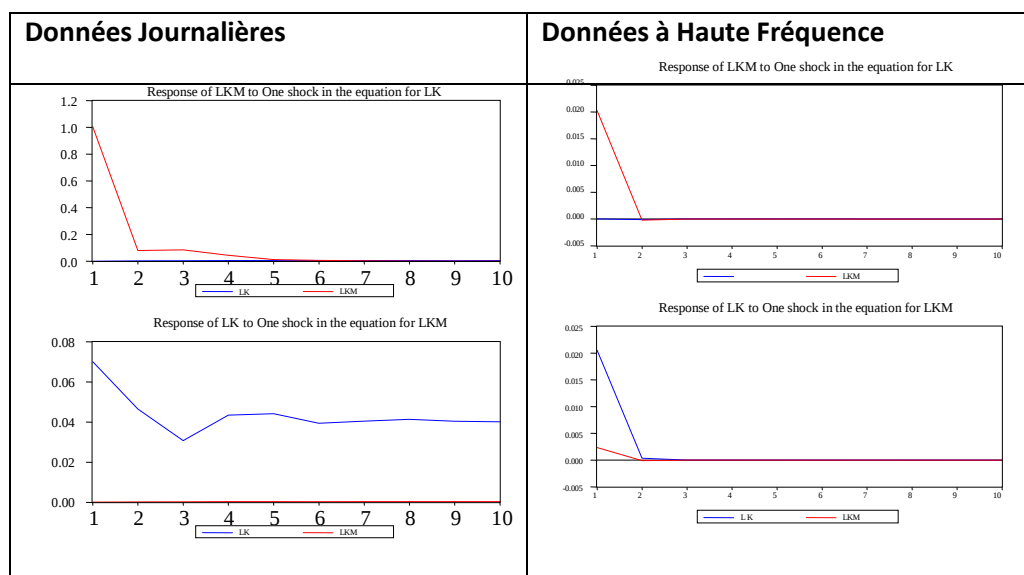
Null Hypothesis		F-Statistic	Probability
LKM does not Granger Cause LK		0.52306	0.02466
LK does not Granger Cause LKM		0.65249	0.01672
VAR Pairwise Granger Causality			
Dependent variable: LK			
Exclude	Chi-sq	Degrees of Freedom	Prob.
LKM	0.23687	3	0.02265
All	0.20369	3	0.01287
Dependent variable: LKM			
Exclude	Chi-sq	Degrees of Freedom	Prob.
LK	0.09870	3	0.01956
All	0.09254	3	0.00369

Ces résultats montrent que, dans le cas des données journalières, la différence de liquidité entre les deux indices ne génère pas un effet lead-lag et donc la non prévisibilité des rendements. La même procédure a été effectuée pour le cas de données à haute fréquence (1minute) : A partir de deux estimations par MCO, nous constatons que les coefficients sont significatifs indiquant un effet lead-lag et les rendements retardés de LKM permettent d'expliquer les rendements de la variable dépendante LK (tableau 4.1.b). Les tests de non causalité au sens de Granger sont appliqués sur un VAR d'ordre 3. La distribution du test de $\chi^2(3)$ et les statistiques de 0.52306 et 0.65249 permettent

de rejeter l'hypothèse nulle de non causalité entre les deux séries. Ces différents VAR exécutés dans cette section confirment l'existence d'une forte relation et que l'indice Kospi génère l'indice KospiMidcap pour le cas des données à haute fréquence d'un effet de rétroaction de l'indice KospiMidcap à l'indice Kospi. Un constat possible de ceci est que l'information diffusée sur le marché est premièrement reflétée dans l'indice Kospi qu'il inclut les titres les plus liquides. Après quelques minutes, l'information est évaluée par l'indice KospiMidcap et donc nous obtenons une relation lead-lag à des intervalles à haute fréquence.

L'analyse de la fonction Impulse-Response de deux indices et pour les deux cas des données journalières et de haute fréquence, révèle les résultats suivants :

Figure1 : Résultats de réponse impulsionnelle sur le marché Coréen



Dans le cas des données sont journalières, un choc affectant l'indice LK avait un impact plus large sur l'indice LKM que sur l'indice LK alors que ce dernier est insensible à un choc affectant l'indice LKM. Pour le cas des intervalles d'une minute, un choc affectant l'indice LK génère un impact plus large sur l'indice LKM. Ceci est attribué à une relation lead-lag causée, en partie, par l'effet d'une transaction asynchrone. L'observation qu'un choc sur une variable x avait un large effet sur la variable y au lieu que sur la variable elle même est exceptionnel dans l'analyse des fonctions de réponse impulsionnelle. Ceci peut être justifié par l'effet d'un retard d'ajustement à une nouvelle information de la part des investisseurs amplifié par l'effet d'une transaction asynchrone. Camilleri et Green [2004] ont analysé l'envahissement (spillover) des fluctuations des titres moins liquides des titres plus liquides et ils ont indiqué que cet effet est lié aux risques des titres. Ils ont supposé que les faibles titres sont plus risqués, donc ils avaient des bêtas plus élevés et par conséquent ils fluctuent plus largement que les titres plus liquides. D'où, une nouvelle information peut en réalité avoir un

effet plus large sur l'indice le moins liquide que celui plus liquide. Etant donné que cette recherche ne tient pas en compte des résultats des informations publiées et qu'ils résultent des jugements erronés (illusion) qu'un choc de l'indice plus liquide génère un large effet sur l'indice moins liquide.

Cette étude, basée sur les fonctions de réponse impulsionnelle, peut être complétée par une analyse de la décomposition de la variance de l'erreur de prévision. L'objectif est de calculer la contribution de chacune des innovations à la variance de l'erreur. De façon heuristique, on écrit la variance de l'erreur de prévision à un horizon qui va de 1 à 10 en fonction de la variance de l'erreur attribuée à chacune de deux variables. Les résultats relatifs à l'étude de la décomposition de la variance sont reportés dans un tableau 3.1.d. La variance de l'erreur de prévision de LK est due pour environ 99.99% à ses propres innovations et pour 0.01% à celles de LKM. La variance de l'erreur de prévision de LKM est due pour 1.3% aux innovations de LK et pour 98.7% à ses propres innovations. Nous pouvons déduire que l'impact d'un choc affectant LK sur LKM est presque important mais il reste faible que l'impact d'un choc affectant LKM sur LK. Pour le cas des données à haute fréquence : La variance de l'erreur de prévision de LK est due à 6% des innovations de LKM alors que celle de LKM est due à 26.4% des innovations de LK. Donc l'impact d'un choc affectant LK sur LKM est plus important que l'impact d'un choc affectant LKM sur LK:

Tableau 3: Décomposition de la variance des séries LK et LKM

Données journalières

Variance Decomposition of LK:			
Period	S.E.	LK	LKM
1	2.03E-09	100.0000	0.000000
2	2.03E-09	99.99713	0.002869
3	2.03E-09	99.99713	0.002869
4	2.03E-09	99.99713	0.002869
5	2.03E-09	99.99713	0.002869
6	2.03E-09	99.99713	0.002869
7	2.03E-09	99.99713	0.002869
8	2.03E-09	99.99713	0.002869
9	2.03E-09	99.99713	0.002869

10	2.03E-09	99.99713	0.002869
Variance Decomposition of LKM:			
Period	S.E.	LK	LKM
1	2.07E-09	1.306507	98.69349
2	2.07E-09	1.308118	98.69188
3	2.07E-09	1.308118	98.69188
4	2.07E-09	1.308118	98.69188
5	2.07E-09	1.308118	98.69188
6	2.07E-09	1.308118	98.69188
7	2.07E-09	1.308118	98.69188
8	2.07E-09	1.308118	98.69188
9	2.07E-09	1.308118	98.69188
10	2.07E-09	1.308118	98.69188
Ordering: LK LKM			

Intervalle d'une minute

Variance Decomposition of LK:			
Period	S.E.	LK	LKM
1	1.005212	100.0000	0.000000
2	1.008380	94.99944	4.756564
3	1.011948	93.99858	8.891424
4	1.012925	93.99646	5.893540

5	1.013013	93.99468	5.995322
6	1.013046	93.99304	5.996959
7	1.013060	93.99116	5.998837
8	1.013070	93.98931	5.998837
9	1.013079	99.98753	5.998837
10	1.013088	93.98574	5.998837
Variance Decomposition of LKM:			
Period	S.E.	LK	LKM
1	0.070037	26.9321	73.09968
2	0.084057	26.8470	73.09915
3	0.089502	26.1678	73.59832
4	0.099497	26.2693	73.59731
5	0.108853	26.3203	73.59680
6	0.115761	26.3644	73.59636
7	0.122618	26.4045	73.59596
8	0.129404	26.4334	73.59567

9	0.135563	26.4569	73.59543
10	0.141370	26.4774	73.5523
Ordering:LK LKM			

Ces résultats sont cohérents avec ceux montrés par le test de causalité et de la fonction de réponse impulsionnelle. De ces différentes études, nous pouvons attribuer une telle prévisibilité de l'indice LKM sur LK à un effet d'une causalité et nous supposons que l'effet lead-lag bien clair en cas des données à haute fréquence peut être attribué à l'effet d'une transaction asynchrone ou à un retard dans les ajustements à une nouvelle information.

A travers ces résultats, nous proposons une simple méthodologie d'analyse des rendements d'une rupture de transaction (trading-break) et les rendements post-trading break dans l'ordre de déduire si une telle prévisibilité est plus attribuée à une transaction asynchrone ou à un délai des ajustements des prix. A partir de l'estimation du modèle VAR(3), nous constatons que sur le marché Coréen, les retards de l'indice plus liquide (LK) expliquent la valeur de l'indice moins liquide (LKM). Dans ce qui suit, nous allons estimer par MCO l'équation reliant les rendements overnight de l'indice Kospi⁵; les rendements overnight de l'indice KospiMidcap et rendements de trois premières minutes du jour de transaction suivant de l'indice KospiMidcap⁶:

$$OR(LK)_{t \rightarrow t+1} = \alpha + OR(LKM)_{t \rightarrow t+1} + IR(LKM)_{t+1} + \varepsilon$$

Où :

$OR(LK)_{t \rightarrow t+1}$: Les rendements overnight de l'indice Kospi entre le jour t et t+1;

$OR(LKM)_{t \rightarrow t+1}$: Les rendements overnight de l'indice KospiMidcap entre le jour t et t+1;

⁵ $\frac{\text{rendements indice au jour } t+1 \text{ (ouverture)} - \text{rendements indice au jour } t \text{ (clôture)}}{\text{rendements indice au jour } t \text{ (clôture)}}$

⁶ $\frac{\text{rendements indice au jour } t+1 \text{ (à 9:03)} - \text{rendements indice au jour } t+1 \text{ (à 9:00)}}{\text{rendements indice au jour } t+1 \text{ (à 9:00)}}$

$IR(LKM)_{t+1}$: Les rendements de trois premières minutes du jour $t+1$ de l'indice KospiMidcap;

α : est une constante ;

ε : est un terme d'erreur.

L'estimation sur une période allant de 11/06/2007 jusqu'au 16/11/2007 (106 observations) donne les résultats suivants :

Tableau 4: régression de $OR(Lk)_{t \rightarrow t+1}$

	Coefficients	St.Error	t-statistic
α	0.0000835	0.0000823	10.14638
$OR(LKM)_{t \rightarrow t+1}$	-0.098786	0.097459	-1.013619
$IR(LKM)_{t+1}$	1.359517	0.472374	2.878052
R-squared	0.311731		
Adjusted R-squared	0.307647		

La régression indique que les rendements overnight LK sont plus corrélés avec les rendements de trois premières minutes de LKM que les rendements overnight LKM. L'effet lead-lag est attribué à une transaction asynchrone au lieu d'un retard des ajustements des prix aux « news ». Les mêmes conclusions ont été présentées par Lo et Mackinlay [1990]. Ces auteurs ont jugé que les portefeuilles des titres moins liquides se caractérisent toujours par un niveau élevé d'auto corrélation qui ne peut pas être assimilée seulement à une transaction asynchrone mais il ne faut pas exclure la présence

d'un effet lead-lag actuel émanant des titres plus liquides à ceux les moins liquides en addition d'un effet de transaction asynchrone (Camilleri et Green [2004]).

Conclusion

L'objectif de ce papier est d'étudier l'effet d'une transaction asynchrone sur la prévisibilité des rendements du marché Coréen via l'examen de l'effet lead-lag. Trois méthodologies ont été adoptées sur des données journalières et à haute fréquence de deux indices. Ces derniers sont de différents niveaux de liquidité sur la base de bid-ask spread. Plus précisément, dans le cas des données à haute fréquence, les résultats obtenus montrent que l'indice le plus liquide devance celui le moins liquide. Plusieurs auteurs ont associé cet effet lead-lag soit à une transaction asynchrone ou à un retard des ajustements des prix à des nouvelles informations. Pour montrer la quelle de ces deux causes de prévisibilité est plus pertinent dans l'explication de l'effet lead-lag, nous avons analysé les rendements lors d'une rupture de transaction (trading-break) et nous avons obtenu la persistance de l'effet lead-lag. Dans ce cas, une telle prévisibilité ne peut pas être attribuée aux retards dans les ajustements des prix de la part des investisseurs dès que durant la période overnight les participants du marché avaient suffisamment de temps pour ajuster leurs anticipations. Donc, nous concluons que l'effet lead-lag est principalement causé par une transaction asynchrone et que cette prévisibilité ne fera pas probablement l'objet des profits anormaux.

REFERENCES BIBLIOGRAPHIQUES

- Boudoukh, J., Ridchardson, M., and Whitelaw. R. 1994** *"Industry Returns and the Fisher Effect"*, *Journal of Finance*, Vol. 49, pp.1595-1616.
- Camilleri, S. J. and Green, C. J. 2004** *"An analysis of the impact of non-synchronous trading on predictability: Evidence from the National Stock Exchange, India"*, *SSRN G12*, pp.1-50.
- Cohen, K., Maier, S., Schwartz, R. and Whitcomb. D. 1979** *"On the existence of serial correlation in an efficient securities market"*, *TIMS Studies in the Management Sciences*, Vol.11, pp. 151-168.
- Fisher, L. 1966** *"Some new stock indexes"*, *Journal of Business*, Vol.39, pp. 191-225.
- Granger, C. W. J. 1969** *"Investigating causal relations by econometric methods and cross spectral methods"*, *Econometrica*, Vol. 37, pp. 424-438.
- Lo, A. and Mackinlay A. C. 1990a**, *"An Econometric Analysis of No synchronous Trading"*, *Journal of Econometrics*, Vol. 45, pp. 181-211.
- Lo, A. and Mackinlay A. C. 1990b**, *"When are contrarian profits due to stock market overreaction"*, *The Review of Financial Studies*, Vol. 3, pp. 175-205.
- Mills, T. C. and Jordnov. J. V. 2000** *"Lead-lag patterns between small and large size portfolios in the London Stock Exchange"*, *Applied Financial Economics*, Vol. 8, pp. 167-174.
- Sâfvenblad, P. 1997**, *"Trading volume and autocorrelation: Empirical evidence from the Stockholm Stock Exchange"*, *Working Papers Series, Economics and Finance*, pp.1-28.
- Schotman, P. C. and Zalewska, A. 2006** *"Non-Synchronous trading and testing for market integration in Central European emerging markets"*, *Journal of Empirical Finance*, Vol. 13, pp. 462-494.

ANNEXE1

OLS estimation of a single equation in the unrestricted VAR				
Dependent Variable: LOG Kospi(LK)				
Method: Least Squares				
Sample(adjusted): 02/01/2004 05/02/2008				
Included observations: 1016 after adjusting endpoints				
Regressor	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
Constante	0.0064	0.00247	3.5549	0.0000
LK(-1)	0.0095	0.0316	-0.3009	0.7635
LKM(-1)	-0.0007	0.0309	-0.1704	0.8647
R-squared	0.000131	Mean dependent var		6.37E+09
Adjusted R-squared	-0.001843	S.D. dependent var		2.03E+09
S.E. of regression	2.03E+09	Akaike info criterion		45.70184
Sum squared resid	4.17E+21	Schwarz criterion		45.71638
Log likelihood	2323.53	Durbin-Watson stat		2.001528
Fstas	4.1025[0.035]	System LogLikelihood		4644.090
Diagnostic tests				
Test Statistics	LM version		F version	
A : Serial Corrélation	5.338193 [0.228]		F(1, 1015)=5.345261 [0.220]	
B : Normality	170.062 [0.0000]		Not applicable	
C : Heteroscedasticity	33.096964		F(1, 1015)=120.772786 [0.5429]	
A : Lagrange Multiplicateur Test of residual serial correlation				
B : Based on a test of skewness and kurtosis of fitted values				

C: Based on the regression of squared residuals on squared fitted values.

TABEAU1 : Estimation par MCO des équations VAR (Données Journalières et à haute fréquence)

OLS estimation of a single equation in the unrestricted VAR				
Dependent Variable: LOG kospi Midcap(LKM)				
Method: Least Squares				
Sample(adjusted): 02/01/2004 05/02/2008				
Included observations: 1016 after adjusting endpoints				
Regressor	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
Constante	0.00637	0.00280	2.275409	0.0000
LK(-1)	-0.00660	0.03227	-0.206138	0.8367
LKM(-1)	0.0175	0.03162	0.555299	0.5788
R-squared	0.0003	Mean dependent var		6.44E+09
Adjusted R-squared	0.0016	S.D. dependent var		2.07E+09
S.E. of regression	2.07E+09	Akaike info criterion		45.742
Sum squared resid	4.34E+21	Schwarz criterion		45.756
Log likelihood	2323.405	Durbin-Watson stat		1.9918
Fstas	15.258[0.000]	System LogLikelihood		4644.090
Diagnostic tests				
Test Statistics	LM version		F version	
A : Serial Corrélation	6.5132 [0.2612]		F(1, 1015)=6.5132 [0.2594]	
B : Normality	351.1496 [0.0000]		Not applicable	

C : Heteroscedasticity	75.83201 [0.0000]	F(1, 1015)=58.4308 [0.0000]
A : Lagrange Multiplicateur Test of residual serial correlation		
B : Based on a test of skewness and kurtosis of fitted values		
C: Based on the regression of squared residuals on squared fitted values.		

OLS estimation of a single equation in the unrestricted VAR				
Dependent Variable: LOG kospl(LK)				
Method: Least Squares				
Sample(adjusted): 21/01/2008 25/01/2008				
Included observations: 1859 after adjusting endpoints				
Regressor	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
Constante	0.3571	0.7862	6.8130	5.3571
LK(-1)	0.0794	0.0386	2.0572	0.0794
LK(-2)	0.0780	0.0386	2.0218	0.0780
LK(-3)	0.0310	0.0386	0.8043	0.0310
LKM(-1)	0.0341	0.5229	0.0653	0.0341
LKM(-2)	0.0170	0.6393	0.0267	0.0170
LKM(-3)	0.0341	0.5229	0.0653	0.9479
R-squared	0.0173	Mean dependent var		740.92
Adjusted R-squared	0.0085	S.D. dependent var		1.0147
S.E. of regression	1.0104	Akaike info criterion		286.89
Sum squared resid	685.08	Schwarz criterion		291.55
Log likelihood	965.56	Durbin-Watson stat		2.0009

Fstas	19.715 [0.000]	System LogLikelihood	4644.090
Diagnostic tests			
Test Statistics	LM version	F version	
A : Serial Corrélation	3.2145 [0.311]	F(1, 1850)=3.5371[0.060]	
B : Normality	566.01[0.0000]	Not applicable	
C : Heteroscedasticity	520.08[0.000]	F(1, 1850)=853.1230 [0.000]	
A : Lagrange Multiplicateur Test of residual serial correlation			
B : Based on a test of skewness and kurtosis of fitted values			
C : Based on the regression of squared residuals on squared fitted values.			

OLS estimation of a single equation in the unrestricted VAR				
Dependent Variable: LOG Kospi Midcap(LKM)				
Method: Least Squares				
Sample(adjusted): 21/01/2008 25/01/2008				
Included observations: 1859 after adjusting endpoints				
Regressor	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
Constante	5.5393	5.4784	1.0111	0.3123
LK(-1)	0.0001	0.0026	0.0469	0.0266
LK(-2)	0.0001	0.0026	0.0457	0.0369
LK(-3)	0.0001	0.0026	0.0446	0.0444
LKM(-1)	0.6636	0.0364	18.212	0.0000
LKM(-2)	-0.0015	0.0445	-0.0340	0.9728
LKM(-3)	0.3302	0.0364	9.0646	0.0000
R-squared	0.9751	Mean dependent var		766.274
Adjusted squared	R- 0.9749	S.D. dependent var		0.4450
S.E. of regression	0.0704	Akaike info criterion		245.89
Sum squared resid	3.3257	Schwarz criterion		241.226
Log likelihood	840.57	Durbin-Watson stat		1.93228
Fstas	43.96304 [0.000]	System LogLikelihood		4644.090

Diagnostic tests		
Test Statistics	LM version	F version
A : Serial Corrélation	5.400 [0.4626]	F(1, 1850)=2.8519 [0.019]
B : Normality	572.057[0.0000]	Not applicable
C : Heteroscedasticity	99.2016[0.0000]	F(1, 1850)=99.368[0.0000]
A : Lagrange Multiplicateur Test of residual serial correlation B : Based on a test of skewness and kurtosis of fitted values C : Based on the regression of squared residuals on squared fitted values.		