

FACULTÉS UNIVERSITAIRES CATHOLIQUES DE MONS
UNIVERSITÉ DES SCIENCES SOCIALES – TOULOUSE 1
École Doctorale Sciences de Gestion
Institut d'Administration des Entreprises
Centre de Recherche en Gestion EA 792

Transparence et qualité des marchés boursiers : Essais sur l'anonymat et l'asymétrie d'information

THÈSE

Pour l'obtention du
Doctorat en Sciences de Gestion
Présentée et soutenue publiquement le 29 mai 2007 par

Christophe MAJOIS

JURY

Directeurs de recherche :	Monsieur Christophe BISIÈRE Professeur à l'Université des Sciences Sociales – Toulouse 1 Monsieur Rudy DE WINNE Professeur aux Facultés Universitaires Catholiques de Mons
Rapporteurs :	Monsieur Hans DEGRYSE Professeur à l'Université de Tilburg Monsieur Alain FRANÇOIS-HEUDE Professeur à l'Université de Montpellier 2
Suffragants :	Madame Fany DECLERCK Professeur à l'Université des Sciences Sociales – Toulouse 1 Madame Isabelle PLATTEN Professeur aux Facultés Universitaires Catholiques de Mons

Avec le soutien du Collège Interuniversitaire pour les sciences du Management (CIM)

L'Université n'entend ni approuver, ni désapprouver les opinions particulières du candidat.

Remerciements

La rédaction d'une thèse s'apparente par bien des aspects à la réalisation d'un film. En effet, plusieurs années peuvent s'écouler entre l'émergence de la toute première idée et la livraison du produit fini. Entre-temps, le processus aura traversé un grand nombre d'embûches, depuis le changement de scénario – parfois même en salle de montage – jusqu'à l'absence des acteurs, en passant par une suspension complète de tournage pour cause d'intempéries. Après que le réalisateur a (stoïquement bien sûr) surmonté toutes ces épreuves, il est en général celui qui tire les honneurs publics de son oeuvre. Mais un film est bien évidemment le résultat des efforts conjugués de toute une équipe, et c'est à cette équipe qui m'a épaulé pendant ces années que je désire ici adresser ma reconnaissance.

Je tiens avant tout à remercier mes producteurs/directeurs de thèse, Rudy De Winne et Christophe Bisière, de leur soutien continu tout au long de ce processus volatil que représente la thèse de doctorat. Leurs conseils, questions et encouragements m'ont aidé à mener ce travail à son terme, et à (re)trouver mon « équilibre » lorsqu'il faisait parfois défaut.

La première projection publique d'un film se tient souvent à l'occasion d'un festival, au cours duquel un jury est chargé d'évaluer la qualité des œuvres projetées. Je remercie donc les professeurs Fany Declerck, Hans Degryse, Alain François-Heude et Isabelle Platten d'avoir accepté sans hésitation de jouer ce rôle.

Mes remerciements s'adressent également à tous les membres du Département Finance des FUCaM. Il y a tout d'abord ceux qui m'ont montré la voie en passant à la réalisation avant moi, je parle bien sûr de mes anciens collègues Alexis Cellier et Catherine D'Hondt, qui ont toujours été disponibles pour guider mes pas dans la découverte des mystères de SAS, LaTeX ou la base de données Euronext. La connaissance pointue dont dispose Marie-Claire Capiou par rapport au fonctionnement d'Euronext a fait d'elle une ressource rare auprès de qui j'ai toujours pu m'informer. Mikaël Petitjean m'a apporté une aide précieuse au niveau économétrique. Marie-France Gillard, Sophie Drappa, Veronica Martello, Jean-Yves Filbien et Laury Lambot ont contribué à créer au sein du département une ambiance agréable mêlant travail et bonne humeur. Enfin, je remercie tout particulièrement Céline Rans, qui a fait preuve d'une totale disponibilité, notamment dans les dernières semaines de cette thèse, en acceptant d'organiser plusieurs expériences et de relire ma prose. Je ne peux que regretter qu'elle ait finalement décidé de ne pas mettre en scène son propre scénario...

Je tiens également à remercier Patrick Scarmure, le premier à m'avoir suggéré de me lancer dans cette aventure, ainsi que Caroline Ducarroz, qui a préféré un autre genre de film (oserais-je dire plus proche de la comédie romantique?), et qui a été pour moi une source d'encouragement (que j'espère mutuel) au travers de nos nombreuses discussions.

De nombreux amis et collègues des FUCaM m'ont aidé à mettre au point le design expérimental en acceptant de jouer le rôle de « cobaye » lors de plusieurs tests, et ceci en échange de quelques malheureux chocolats pour certains, ou d'un apéritif pour d'autres :

Vincent Adrianssens, Olivier Berger, Caroline Bodson, Marie-Claire Capiau, Rudy De Winne, David Deghislage, Julien Deladrière, François Delnatte (qui a également contribué à résoudre mes problèmes d'installation informatique), Sébastien Deschamps, Charlotte Doyen, Frédéric Dramaix, Bertrand Dubois, Caroline Ducarroz, François Fasseaux, Jean-Yves Filbien, David Franzini, Nicolas Ghys, Corinne Gyssels, Arnauld Hanset, Marie Kindt, Laury Lambot, Étienne Laurent, Émerence Leheut, Caroline Letor, Cindy Lombart, Thibaut Lust, Céline Mahieu, Veronica Martello, Mikaël Petitjean, Thibaut Plancq, Céline Rans, Olivier Roux, Fernando Ruiz, Patrick Scarmure, Damien Vanneste et Sonia Zeghers. Je tiens à leur exprimer toute ma gratitude.

Un film nécessite un budget généralement colossal, et je tiens donc à remercier les membres du CIM, et en particulier Dirk Symoens et Françoise Degembe, pour m'avoir accordé une bourse de financement qui m'a notamment permis d'élargir mon horizon en passant une année académique à l'étranger.

Merci à Christian Delporte pour avoir facilité mes contacts avec Cornell University ; à Guy Monfort et Dominique Massart pour leur aide au niveau de la traduction de divers documents ; et à Maureen O'Hara pour avoir accepté ma candidature à la Johnson Graduate School of Management de Cornell.

Un réalisateur est généralement suivi par un groupe de fans, dont la particularité est qu'ils aiment toutes ses oeuvres... même sans les avoir vues. Merci à tous les membres de ma famille, en particulier mes parents et grands-parents, et à tous les amis qui ont marqué un intérêt pour ce travail. J'espère seulement qu'ils ont enfin compris ceci : il n'est pas très judicieux de demander à un doctorant l'état d'avancement de sa thèse...

Ma plus grande fan aura bien sûr été Maude, qui a vécu au quotidien les tendances aussi bien « bullish » (parfois) que « bearish » (souvent) de mon humeur tout au long de ce travail, ce qui n'est pas un mince exploit. Je te remercie de m'avoir soutenu pendant tout ce temps, et aussi de m'avoir suivi lors de mon séjour outre-atlantique. J'ai une bonne nouvelle : je vais enfin pouvoir m'occuper de terrains et maisons !

Introduction générale

Depuis plusieurs années, le secteur des marchés boursiers est en pleine ébullition. Chaque mois, voire chaque semaine, charrie dans son sillage son lot de nouvelles annonces, qu'il s'agisse de la naissance ou de la disparition de plate-formes de traitement, de simples projets d'accord ou au contraire de fusions entre bourses. Les exemples sont légion, depuis la création d'Euronext en septembre 2000 jusqu'à sa fusion avec le New York Stock Exchange en décembre 2006, en passant par la fermeture du Nasdaq Europe en janvier 2004, les nombreuses mais vaines tentatives de rachat de la bourse de Londres par le Nasdaq, ou encore le projet d'alliance capitalistique entre les bourses de Tokyo et de New York annoncé en février 2007.

Toutes ces manœuvres reflètent un phénomène global plus profond. Alors qu'autrefois, les bourses ressemblaient à de vénérables institutions nationales dont le monopole n'était pas mis en doute, elles évoluent aujourd'hui dans un environnement extrêmement concurrentiel, où elles doivent lutter pour satisfaire et garder leur clientèle. Les bourses deviennent donc des entreprises comme les autres, ce qui se traduit par exemple par leur démutualisation, suivie de leur propre cotation.

Pour être viable, une bourse doit attirer deux grandes catégories d'utilisateurs : les sociétés cotées et les investisseurs – ces derniers intervenant en général au travers d'une troisième catégorie, les intermédiaires. Les réglementations nationales peuvent influencer le choix des sociétés quant aux marchés sur lesquels elles désirent être cotées. Ainsi, de nombreuses entreprises semblent actuellement préférer Londres à Wall Street, afin d'éviter les contraintes imposées par la loi Sarbanes-Oxley – la fusion entre Euronext et le New York Stock Exchange est d'ailleurs probablement en partie une manœuvre stratégique de cette dernière suite aux pertes subies en matière d'admission à la cote. Mais le choix des émetteurs repose également sur la disponibilité d'un réel marché pour leurs titres, et donc sur la présence des investisseurs.

Pour se rendre attrayantes auprès des investisseurs, les bourses disposent de deux moyens. Elles peuvent d'une part diminuer les prix qu'elles pratiquent. Cette stratégie a par exemple été appliquée par Euronext en 2004, en réaction à la possibilité introduite par

la bourse de Londres de traiter des actions néerlandaises sur son système EuroSETS. D'autre part, les bourses peuvent chercher à accroître la qualité de leur système de marché, en adaptant de façon adéquate leurs règles de fonctionnement.

L'étude de la relation entre l'organisation et la qualité des marchés est un des objectifs de la microstructure des marchés, domaine de recherche dans lequel s'inscrit cette thèse. L'importance que revêt la structure d'un marché est clairement exprimée par Biais et al. (2005), lorsqu'ils affirment : "The organization of financial markets defines the rules of the game played by investors and liquidity suppliers. These rules affect the way in which prices are formed and trades determined, as well as the scope for asymmetric information or strategic behavior, and thus the frictions and transactions costs arising in the trading process". Il ressort donc que l'efficience et la liquidité d'un marché, ses deux principales vertus, dépendent des règles de fonctionnement qui définissent son organisation.

La notion d'organisation de marché recouvre bien sûr un grand nombre d'éléments très divers. La typologie classique des marchés financiers distingue ainsi les marchés dirigés par les prix, où les cotations émanent de teneurs de marché qui sont la contrepartie de toutes les transactions, et les marchés dirigés par les ordres, où les transactions résultent de la confrontation directe des ordres introduits par les investisseurs. Une troisième catégorie, qualifiée d'« hybride », reprend des éléments des deux structures en faisant coexister un carnet d'ordres et des fournisseurs de liquidité aux obligations plus ou moins strictes – cette structure hybride tend d'ailleurs à devenir la norme sur de nombreuses places boursières. La dimension temporelle constitue un second critère de différenciation : si certains titres peuvent être échangés de manière continue lors d'une séance boursière, d'autres font l'objet d'enchères périodiques où l'appariement des ordres n'a lieu qu'à l'un ou l'autre moment prédéterminé. De nombreuses études se sont attachées à analyser les avantages et inconvénients de ces différentes structures, ainsi que d'autres éléments qui peuvent paraître mineurs mais s'avèrent néanmoins déterminants, tels les types d'ordres qui peuvent être employés, le choix d'un pas de cotation, ou les procédures de suspension de cours.

Il existe une autre dimension de l'organisation des marchés qui est tout aussi importante, et porte sur l'information qui est mise à la disposition des investisseurs. Connaissent-ils les prix auxquels ils peuvent traiter ? Connaissent-ils les quantités qu'ils peuvent échanger à ces prix ? Connaissent-ils l'identité des contreparties ? Les réponses à ces questions contribuent à définir le niveau de transparence d'une bourse, problématique qui est au centre de cette thèse.

Les marchés transparents sont-ils préférables aux marchés opaques ? Cette question a attiré une très large littérature. Un marché totalement opaque est a priori peu souhaitable : un investisseur est-il prêt à acheter un titre s'il ne dispose pas d'une information

aussi fondamentale que le prix auquel il peut régler cet achat ? Mais faut-il pour autant diffuser toute l'information possible à tous les participants ? Un marché totalement transparent, en révélant les intentions qui guident les transactions des agents, peut dissuader certains d'entre eux d'intervenir. En ce sens, la problématique de transparence est intimement liée à celle de l'asymétrie d'information, cette imperfection du marché mise en évidence par Akerlof (1970). Investisseurs informés et non-informés peuplent tant les modèles développés en microstructure que les marchés réels, et leur présence est nécessaire pour assurer aussi bien la liquidité que l'efficacité informationnelle des marchés. L'influence de la transparence sur les comportements de ces deux catégories d'agents est donc primordiale.

La question de l'existence d'un niveau de transparence optimal dépasse cependant le cadre strictement académique. Ainsi, les bourses elles-mêmes adaptent fréquemment leurs règles de fonctionnement relatives à la transparence. En janvier 2002, la bourse de New York, en introduisant le système OpenBook, a permis de diffuser le contenu du carnet d'ordres à l'ensemble des participants au marché. En avril 2002, la bourse de Toronto a décidé de réintroduire la possibilité d'utiliser des ordres cachés, après les avoir abolis 6 ans plus tôt. En octobre 2003, l'anonymat intégral est devenu de mise sur le Nasdaq. En décembre 2003, Euronext a décidé de mettre le contenu complet du carnet d'ordres à disposition de l'ensemble des investisseurs, et non plus seulement des membres du marché. Ce ne sont bien évidemment là que quelques exemples...

La transparence intéresse également au premier plan les régulateurs des marchés. C'est ainsi que la directive européenne MiFID (Markets in Financial Instruments Directive), qui devrait être d'application dans les pays de l'Union Européenne à partir de novembre 2007, contient des dispositions spécifiques relatives aux informations dont doivent disposer les investisseurs. Il y est par exemple précisé que les investisseurs doivent pouvoir avoir accès aux prix auxquels il est possible d'acheter et vendre des titres, et ce sur les trois types de plate-forme reconnus par la directive – les marchés réglementés traditionnels (*regulated markets*), les systèmes multilatéraux de négociation (ou MTF pour *Multilateral Trading Facilities*) et les « internalisateurs systématiques » (*systematic internalisers*). De même, les informations relatives à l'heure, au prix et à la taille des transactions doivent être clairement affichées.

Cette thèse contribue sur plusieurs points à la recherche en microstructure. Sur le thème de l'asymétrie informationnelle, elle fournit une comparaison de plusieurs mesures du degré de sélection adverse dans un marché dirigé par les ordres, et propose une recommandation relative aux modèles de décomposition de la fourchette susceptibles de fournir les résultats les plus pertinents dans cette structure de marché. En matière de transparence des marchés, cette recherche offre tout d'abord une vue détaillée de l'état de la

littérature sur ce sujet. Elle se focalise ensuite sur un aspect bien précis qui concerne l'anonymat des investisseurs dans un carnet d'ordres. Cette question est intéressante dans la mesure où de nombreuses bourses ont modifié leur niveau d'anonymat au cours des dernières années. Alors que le marché coréen est devenu non-anonyme en 1999, Euronext Paris, la bourse de Tokyo et le marché australien ont effectué le chemin inverse en 2001, 2003 et 2005 respectivement. Le bourse de Toronto a quant à elle lancé à la fin 2005 le mécanisme dit d'*attribution choice*, à savoir la possibilité laissée aux traders de diffuser ou non leur identifiant dans le carnet d'ordres. En revisitant la problématique de l'anonymat tant sur données empiriques qu'au travers d'une approche expérimentale, cette recherche éclaire d'un jour nouveau les conséquences éventuelles émanant de ce changement d'organisation de marché.

Notre travail se divise en quatre chapitres présentés sous la forme d'essais, le premier rédigé en français, les trois suivants en anglais.

Le premier chapitre est consacré à une revue de la littérature en microstructure portant sur la relation entre transparence et qualité des marchés. Nous commençons par présenter ce que recouvre précisément le concept de transparence en microstructure des marchés, par opposition à d'autres domaines de recherche en finance. Nous abordons ensuite séparément les effets de la transparence pré-transactionnelle et de la transparence post-transactionnelle, avant de nous attarder sur la problématique de l'anonymat, qui nous concerne au premier chef.

Dans le chapitre suivant, nous nous intéressons à la mesure de l'asymétrie d'information dans un marché dirigé par les ordres. Plus précisément, nous cherchons à voir dans quelle mesure les modèles de décomposition de la fourchette de prix, développés au préalable dans un contexte de marché dirigé par les prix, peuvent être appliqués à des données issues d'un marché gouverné par les ordres, dans notre cas Euronext Bruxelles. Les modèles incluant une composante d'inventaire fournissent-ils des résultats cohérents? La composante de sélection adverse est-elle corrélée d'un modèle à l'autre? Est-elle corrélée à d'autres mesures d'asymétrie informationnelle dérivées du carnet d'ordres? Toutes ces questions sont traitées dans le second chapitre¹.

Le troisième chapitre propose une analyse empirique du passage à l'anonymat sur Euronext Paris en avril 2001. Nous y évaluons dans quelle mesure ce changement d'organisation de marché a pu modifier le niveau d'asymétrie informationnelle et de liquidité. Nous y montrons notamment que les résultats mis en évidence par d'autres études peuvent être mis en doute. Nous mettons ainsi au jour l'existence d'un probable « facteur de liquidité globale », qui n'est généralement pas pris en compte dans les analyses portant sur des expériences naturelles.

¹Ce deuxième chapitre est une version légèrement modifiée de De Winne & Majois (2003).

Le dernier chapitre aborde la problématique de l'anonymat sous un autre angle méthodologique. Nous y mettons au point un design expérimental de marché électronique dirigé par les ordres, qui est une version simplifiée mais représentative de la plate-forme de négociation employée sur de nombreuses places boursières. Nous analysons les effets de l'anonymat en faisant varier le niveau d'information diffusé aux participants. La mise à disposition des codes permettant d'identifier les agents influence-t-elle leur comportement ? Par-delà ces comportements, quel est l'impact sur l'efficience, la liquidité et la volatilité des marchés ? Les résultats empiriques sont-ils confortés par l'approche expérimentale ?

Une conclusion générale résume les principaux résultats de cette thèse, et propose les pistes de recherche futures.

Chapitre 1

La transparence dans la littérature

Notre objectif dans ce premier chapitre est d’offrir une vue exhaustive de la relation qui lie transparence et qualité des marchés en microstructure.

Nous commençons par définir précisément ce que nous entendons par « transparence » dans le cadre de cette thèse, car ce terme peut revêtir différentes significations en finance, selon le domaine de recherche considéré.

Nous passons ensuite en revue les articles en microstructure qui ont cherché à analyser dans quelle mesure la transparence affecte la qualité des marchés. Pour ce faire, nous considérons séparément les optiques *pré-transactionnelle* et *post-transactionnelle*, qui sont les deux facettes de la transparence généralement admises dans la littérature. Nous distinguons également les apports théoriques, empiriques et expérimentaux.

Enfin, nous consacrons la quatrième partie à une problématique de transparence bien spécifique, celle de l’anonymat, qui sera notre principale préoccupation dans les troisième et quatrième chapitres de cette thèse.

1.1 La transparence en finance et en microstructure

Pour la plupart des gens, parler de transparence en finance c’est faire référence à la diffusion d’informations spécifiques au fonctionnement des entreprises, telles que leur chiffre d’affaires, leur profit, le salaire de leurs dirigeants ou des membres du conseil d’administration. Cette vision est sans aucun doute justifiée par les nombreux scandales financiers qui ont émaillé le début du 21^{ème} siècle (citons par exemple Enron, Worldcom, Parmalat, ou plus près de chez nous Lernout & Hauspie), et correspond à la définition de la transparence adoptée en *gouvernance d’entreprise*. Ces scandales, et les changements

de régulation dont ils sont à l'origine, ont ainsi généré une importante littérature cherchant à étudier dans quelle mesure une plus grande transparence au niveau des comptes des entreprises peut être bénéfique aux marchés et aux investisseurs.

Par exemple, le modèle théorique de Diamond & Verrechia (1991) arrive à la conclusion que la révélation publique d'informations destinée à réduire l'asymétrie informationnelle permet de diminuer le coût du capital des entreprises. Brown et al. (2004) montrent que l'organisation de *conference calls*, qui sont des initiatives prises par les entreprises pour diffuser des informations sur leurs comptes, permet de réduire l'asymétrie d'informations entre les investisseurs. Brown et al. (2003) analysent les conséquences de *Reg FD*, une mesure prise par la Securities and Exchange Commission (SEC) destinée à éviter que les entreprises ne diffusent des informations substantielles de façon sélective à certains investisseurs. Ils montrent que si l'adoption de la réglementation a engendré une augmentation du nombre de conference calls publics ou de prévisions de résultats par le management, la qualité moyenne de l'information diffusée a par contre baissé. Rossi (2002) adopte une approche expérimentale et montre que la diffusion d'informations relatives aux profits des entreprises améliore l'efficacité des marchés, engendre une plus grande volatilité des prix et profite au bien-être des investisseurs. Ces quelques exemples ne prétendent bien évidemment pas à l'exhaustivité.

La transparence peut également s'entendre à d'autres niveaux. Par exemple, elle peut relever de la diffusion d'informations à caractère macro-économique. Telle est l'optique adoptée par Ackert et al. (2004) qui, au terme de leur étude expérimentale, concluent que la diffusion publique d'informations peut être néfaste lorsqu'elle a lieu dans un environnement hautement incertain, car elle provoque une hausse de la volatilité et une moindre efficacité au niveau des prix et des allocations.

La transparence peut aussi être considérée du point de vue *national*. Ainsi, Gelos & Wei (2005) analysent dans quelle mesure la transparence d'un pays affecte le flux des capitaux qui y entrent, et montrent que les fonds investissent systématiquement moins dans des pays peu transparents, et ont tendance à délaisser ces pays durant les périodes de crise¹. Dans une perspective plus juridique, Daouk et al. (2005) montrent que l'amélioration de la *gouvernance des marchés des capitaux* d'un pays – qui passe notamment par une plus grande transparence en matière des gains des entreprises – permet de réduire le coût du capital et d'accroître la liquidité et l'efficacité des marchés.

Par contraste avec les différentes approches que nous venons de mentionner, la transparence en microstructure des marchés est définie par O'Hara (1995) comme « la capacité

¹Pour établir leur indice de transparence, les auteurs tiennent compte de variables telles que la fréquence de publication de données macro-économiques ou la transparence dans la conduite des politiques économiques.

des participants au marché à observer l'information relative au *processus de transaction* »². L'information dont il est question porte donc essentiellement sur les conditions d'échange des titres, tels que les prix et quantités, ou encore l'identité des contreparties. Il est d'usage en microstructure des marchés de considérer que la transparence peut s'analyser selon deux dimensions :

La transparence pré-transactionnelle fait référence aux conditions dans lesquelles les transactions peuvent être réalisées. Les intervenants ont-ils connaissance des prix d'achat et de vente des teneurs de marché ? Combien de limites d'un carnet d'ordres sont affichées ? Y a-t-il moyen d'introduire des ordres avec des quantités cachées ? ...

La transparence post-transactionnelle relève de la diffusion d'informations sur les transactions qui ont eu lieu. Peut-on connaître le prix et la quantité des dernières transactions ou encore l'identité des contreparties impliquées ? Y a-t-il un délai dans la diffusion des transactions ? ...

Intuitivement, transparence et qualité de marché devraient évoluer dans la même direction. Considérons par exemple la problématique de l'efficience informationnelle. Il paraît logique de penser que plus un marché est transparent, plus il y a d'information qui est incorporée dans les prix, et plus le marché est efficient. Ce raisonnement fait cependant abstraction du fait que différentes catégories d'agents coexistent sur le marché. C'est ainsi que les agents informés peuvent être réticents à intervenir sur un marché trop transparent, puisqu'ils peuvent être plus facilement identifiés comme étant informés, ce qui rend délicate l'exploitation de leur information. En poussant les agents informés en dehors du marché, une plus grande transparence pourrait donc résulter en une moindre efficience informationnelle³.

L'impact d'un changement de transparence sur la qualité du marché – efficience, liquidité, volatilité – dépend donc des effets induits sur les divers participants au marché. Cette attitude ambiguë à l'égard de la transparence est très bien résumée par Harris (2003) :

Traders are often ambivalent about transparency. They favor transparency when it allows them to see more of what other traders are doing, but they oppose it when it requires that they reveal more of what they are doing. Generally, those who know the least about market conditions most favor transparency. Those who know the most oppose transparency because they do not want to give up their informational advantages.

²L'emphase a été ajoutée.

³Le raisonnement est assez analogue au fameux paradoxe établi par Grossman & Stiglitz (1980), selon lequel un marché ne peut être totalement efficient à partir du moment où l'information est coûteuse.

1.2 La transparence pré-transactionnelle

1.2.1 Les études théoriques

Une première façon d’aborder la transparence consiste à comparer des systèmes de marché différents, qui se distinguent notamment par les informations diffusées aux participants.

C’est le cas de Madhavan (1992), qui analyse le processus de formation des prix dans deux systèmes de marché qui se différencient par la mesure dans laquelle les prix sont connus des traders avant qu’ils ne placent leurs ordres. Dans un système « dirigé par les prix », les teneurs de marché postent leur prix avant de recevoir le flux d’ordres, alors que dans un marché « dirigé par les ordres » – qui dans ce modèle peut être continu ou bien organisé sous la forme d’une enchère périodique – les traders placent leurs ordres avant que les prix soient déterminés. Le processus de transaction est modélisé sous la forme d’un jeu où les quantités et les croyances sont déterminées de manière endogène, et les traders agissent stratégiquement. Le principal résultat est que le système d’enchère périodique est plus robuste que les systèmes continus, qu’ils soient dirigés par les prix ou par les ordres, car ces derniers peuvent ne pas aboutir à un équilibre lorsque l’asymétrie informationnelle est trop forte. La robustesse est donc acquise aux dépens de la continuité et de la transparence : le système d’enchère périodique ne permet pas une exécution immédiate des ordres et engendre des coûts plus élevés de recherche d’informations, étant donné que les agents ne peuvent observer le prix coté⁴.

Pagano & Röell (1996) adoptent une démarche similaire à celle de Madhavan (1992). Ils cherchent à voir si la transparence, qu’ils définissent comme étant la mesure dans laquelle les agents qui fixent le prix peuvent observer la taille et la direction du flux d’ordres, permet d’améliorer la liquidité du marché, mesurée par les coûts de transaction supportés par les agents non-informés⁵. Pagano & Röell considèrent quatre marchés très stylisés. Dans une « enchère transparente », les ordres sont exécutés simultanément à un même prix fixé en fonction des ordres individuels. Dans une « enchère classique »⁶, le prix commun est établi en fonction du flux d’ordres agrégé. Dans une « enchère continue », les ordres au marché sont exécutés les uns après les autres, et les spéculateurs fixent le prix de leurs ordres à cours limité en tenant compte des transactions passées et

⁴D’après Madhavan (1992), ce résultat est conforme à ce qui s’observe dans la réalité, puisque les titres les plus liquides, qui sont les moins touchés par l’asymétrie informationnelle, sont en général cotés sur des marchés continus, alors que les titres moins liquides sont plus souvent traités sur des marchés de fixing.

⁵Dans un système d’enchères, les agents qui déterminent les prix sont les spéculateurs qui absorbent le flux d’ordres en provenance des *noise traders* et des traders informés. Dans un marché de contrepartie, il s’agit des teneurs de marché.

⁶Les auteurs emploient l’expression anglaise *batch auction*.

des autres ordres à cours limité. Enfin, dans un « système de contrepartie », chaque ordre est exécuté par un teneur de marché qui ne connaît pas les ordres reçus par les autres dealers. Il est intéressant de constater que, contrairement à Madhavan (1992), le système d'enchère périodique est considéré comme le plus transparent, et le système de contrepartie comme le moins transparent. C'est sur ces deux cas extrêmes que les auteurs focalisent leur attention.

Dans un premier temps, Pagano & Röell considèrent que l'agent informé emploie toujours la même stratégie, indépendamment du type de marché. Dans ce cas, les agents non-informés bénéficient d'un meilleur prix dans l'enchère transparente, car la plus grande information permet aux fournisseurs de liquidité de se protéger plus facilement contre les informés, et donc de réduire leur fourchette de prix⁷. Les résultats sont plus ambigus lorsque la stratégie de l'informé est rendue endogène : pour certaines tailles de transaction, un marché plus opaque bénéficie aux traders non-informés. Cependant, la *moyenne* des coûts de transactions sur les différentes tailles de transactions est toujours plus faible dans un marché transparent, et c'est pourquoi Pagano & Röell (1996) concluent que la transparence améliore généralement la liquidité.

Biais (1993) propose une comparaison entre les marchés « fragmentés » et « centralisés ». Dans les premiers, les transactions sont le résultat de négociations bilatérales que les agents non impliqués dans ces transactions ne peuvent observer ; dans les seconds, les agents peuvent observer tous les ordres qui sont dirigés vers un même endroit. Il en résulte que les marchés fragmentés sont moins transparents que les marchés centralisés. Le modèle est analysé comme un jeu avec deux catégories d'agents : des fournisseurs de liquidité et des demandeurs de liquidité. Les positions d'inventaire jouent un rôle clé, car les agents sont averses au risque et c'est leur connaissance des positions des autres agents qui distingue les deux types de marché : les fournisseurs de liquidité observent toutes les cotations et transactions dans un marché centralisé, mais ne connaissent que la distribution des positions de leurs concurrents dans un marché fragmenté. Le modèle n'inclut pas d'asymétrie informationnelle. Biais (1993) montre que la fourchette de prix espérée est identique sur les deux types de marché, toutes autres choses égales par ailleurs, mais qu'elle est plus volatile dans un marché centralisé.

Deux articles récents se basent sur le modèle de Biais (1993) pour aboutir à des conclusions diamétralement opposées. Suite à une légère modification dans la résolution du modèle⁸, Frutos & Manzano (2002) démontrent que le marché fragmenté est caractérisé par une plus grande compétition entre les dealers pour le flux d'ordres et donc par un

⁷La fourchette de prix, ou *bid-ask spread*, est la différence entre le meilleur prix de vente – prix *ask* – et le meilleur prix d'achat – ou *bid*. Le spread représente donc un coût implicite supporté par les agents demandeurs de liquidité, et est une des mesures les plus courantes de liquidité d'un marché.

⁸Contrairement à Biais (1993), ils ne procèdent pas à une approximation linéaire de la fonction d'utilité des dealers, et rendent donc ces derniers plus averses au risque.

spread plus petit. Yin (2005) argumente que les résultats de Biais (1993) et de Frutos & Manzano (2002) sont liés à une hypothèse implicite, à savoir que les demandeurs de liquidité dans un marché fragmenté ont un avantage sur les fournisseurs de liquidité, car ils bénéficient d'un accès gratuit aux cotations de tous les dealers. En introduisant des coûts de recherche, Yin (2005) prouve que les dealers ont moins d'incitants à améliorer leur cotation dans un marché fragmenté, qui est donc marqué par une fourchette plus large que dans un marché centralisé.

Les résultats théoriques que nous venons de passer en revue sont difficiles à comparer et résumer. En effet, d'un article à l'autre, la transparence a trait à des concepts différents – par exemple, elle concerne la connaissance du flux d'ordres chez Pagano & Röell (1996), mais celle des prix chez Madhavan (1992). De plus, il apparaît que de légères modifications apportées aux hypothèses peuvent modifier totalement les conclusions, comme c'est le cas pour le modèle proposé par Biais (1993) et les versions ultérieures de Frutos & Manzano (2002) et Yin (2005).

Baruch (2005) développe un modèle théorique relatif à un problème d'actualité assez controversé : la diffusion du carnet d'ordres. Quatre catégories d'agents sont considérées : (i) des *liquidity traders*, dont le comportement est exogène ; (ii) un agent informé stratégique ; (iii) des agents stratégiques plaçant des ordres à cours limité et (iv) un spécialiste stratégique. Les deux premiers types d'agents sont demandeurs de liquidité, car ils soumettent des ordres au marché, alors que les deux autres catégories sont des fournisseurs de liquidité. Le modèle théorique s'apparente au mécanisme d'ouverture sur le New York Stock Exchange (NYSE), car le rôle du spécialiste est de fixer un prix qui élimine le déséquilibre d'ordres au marché et d'ordres à cours limité, tout en ayant la possibilité de traiter pour son compte propre. Baruch (2005) compare un système où le carnet est ouvert à tout le monde avec un environnement où seul le spécialiste dispose d'un accès au carnet.

Les résultats montrent que la diffusion du carnet d'ordres bénéficie aux demandeurs de liquidité, qu'ils soient informés ou non : l'impact de prix est plus faible pour les *liquidity traders*, et les profits espérés sont plus élevés pour l'agent informé. Par contraste, tant les agents plaçant des ordres à cours limité que le spécialiste voient leurs profits diminuer dans un marché où le carnet est ouvert, car ils perdent leur avantage lié à la connaissance du carnet d'ordres⁹. Baruch (2005) montre également que le prix est en moyenne plus informatif lorsque le carnet est ouvert, suite à la plus grande propension de l'informé à traiter dans cet environnement.

⁹Dans un environnement où le carnet n'est pas diffusé publiquement, bien que seul le spécialiste ait accès à la totalité du carnet, les agents employant des ordres à cours limité ont un avantage par rapport aux demandeurs de liquidité dans la mesure où ils savent que leur ordre est présent dans le carnet.

1.2.2 Les études empiriques

De nombreux articles se sont attachés à comparer les coûts de transaction sur divers types de marché qui se caractérisent notamment par des niveaux de transparence différents. Ainsi par exemple, les différences de performances entre le NYSE et le Nasdaq ont fait l'objet de plusieurs études. Huang & Stoll (1996) montrent que pour l'année 1991, les coûts de transaction sont deux fois plus élevés pour un échantillon de titres cotés sur le Nasdaq que pour un échantillon apparié de titres cotés sur le NYSE. Plusieurs études [Bessembinder (1999), Barclay et al. (1999), Weston (2000)] s'intéressent aux effets des réformes de 1997 destinées à réduire les coûts de transaction sur le Nasdaq¹⁰. Elles montrent que le spread a diminué de manière substantielle sur le Nasdaq après la mise en œuvre de ces réformes, mais qu'il reste cependant entre 15 et 25% plus important que pour les titres du NYSE. De plus, différents articles concluent que les titres qui changent de lieu de cotation, en passant du Nasdaq au NYSE, expérimentent toujours une diminution des coûts de transaction [Barclay (1997), Bennet & Wei (2006)].

Ces conclusions peuvent être vues comme supportant les prédictions de Yin (2005), puisque les coûts de transaction sont plus faibles dans un marché centralisé transparent que dans un marché fragmenté. Cependant, il faut se garder d'établir un lien direct entre liquidité et transparence au vu de ces résultats, car les marchés étudiés se différencient par bien d'autres caractéristiques que les seuls aspects liés à la transparence.

La diffusion du carnet d'ordres fait l'objet de plusieurs articles dont les résultats sont contradictoires. Madhavan et al. (2005) analysent les conséquences de l'introduction en avril 1990 de MBP (Market By Price) sur le Toronto Stock Exchange (TSX)¹¹. La particularité de ce système réside dans la dissémination en temps réel au grand public des cinq meilleures limites du carnet d'ordres. Selon Madhavan et al. (2005), cet accroissement de transparence a engendré une réduction de la liquidité du marché (via une augmentation de la fourchette de prix), et une plus forte volatilité. Pour les auteurs, ceci résulte du fait que la transparence accroît le coût des « options gratuites »¹² que sont les ordres à cours limité, ce qui réduit donc la tendance des fournisseurs de liquidité à introduire ce type d'ordres.

¹⁰Ces réformes ont été introduites par la SEC suite à la mise en évidence par Christie & Schultz (1994) du comportement non concurrentiel des teneurs de marché sur le Nasdaq, qui se traduisait par des fourchettes de prix artificiellement larges. Les deux principaux changements concernaient l'obligation de voir les ordres à cours limités « publics » concurrencer les cotations des teneurs de marché, et l'obligation de diffuser plus largement au public les cotations – généralement plus concurrentielles – placées par les teneurs de marché dans les systèmes alors propriétaires comme les Electronic Communication Network (ECNs).

¹¹À l'époque, le TSX opérait en parallèle deux systèmes différents : (i) le parquet, fort similaire au NYSE, où le spécialiste – appelé le *Registered Trader* – avait le monopole de l'accès au carnet d'ordres et (ii) le système automatique CATS (Computer Aided Trading System).

¹²Copeland & Galai (1983) ont mis en évidence la similitude entre les options et les ordres à cours limité.

Boehmer et al. (2005) se penchent sur une expérience tout à fait similaire survenue à New York. En janvier 2002, le NYSE a introduit OpenBook, un service qui permet aux participants situés en dehors du parquet d'observer le contenu du carnet d'ordres à toutes les limites de prix¹³. Boehmer et al. analysent dans un premier temps le placement d'ordres par les différents types de traders. Ils montrent ainsi que les investisseurs soumettent des ordres à cours limité plus petits, et qu'ils les annulent plus rapidement et plus souvent, ce qui indique donc qu'ils gèrent plus activement l'exposition de leurs ordres. Le taux de participation du spécialiste et des brokers se réduit également. En matière de qualité de marché, il apparaît que l'introduction d'OpenBook a amélioré l'efficacité des prix, a provoqué une augmentation de la profondeur dans le carnet et a réduit la fourchette de prix effective subie par les ordres¹⁴.

Ces résultats qui traduisent une vision positive de la transparence confirment donc les prévisions théoriques de Baruch (2005), mais contredisent totalement les effets observés par Madhavan et al. (2005) sur le TSX. Les différences entre les deux marchés sont probablement trop faibles que pour justifier la différence de résultats. Boehmer et al. (2005) évoquent la possibilité que les développements survenus en dix ans en matière de traitement de l'information et de traitement des ordres soient à l'origine des différents résultats¹⁵. La différence de taille de marché joue peut-être un rôle : les prévisions du modèle de Baruch (2005) s'appliquent à un marché suffisamment large, et il est donc possible que le TSX ne remplisse pas les conditions suffisantes.

Hendershott & Jones (2005) étudient quant à eux la décision prise par l'ECN Island en septembre 2002 de stopper la diffusion du carnet d'ordres pour les trois Exchange Traded Funds (ETFs) les plus actifs. Les auteurs montrent que cette réduction de transparence a réduit la vitesse d'ajustement des prix des ETFs et a provoqué une hausse des coûts de transaction¹⁶. Les effets inverses ont pu être observés quand Island s'est remis à diffuser son carnet une année plus tard. La transparence apparaît donc bénéfique à la qualité du marché, mais deux remarques nous paraissent nécessaires. Tout d'abord, l'événement étudié est bien plus extrême que dans les deux articles précédents, car après la décision d'Island, plus aucune information sur le contenu du carnet n'était disponible. Ensuite, Hendershott & Jones (2005) montrent que les effets d'externalité de liquidité liés à la

¹³Notons que l'information qui est disséminée ne comprend pas les intérêts du spécialiste ni ceux des brokers sur le parquet. La *profondeur* totale du marché, c'est-à-dire le nombre de titres disponibles aux différents niveaux de prix, n'est donc pas connue.

¹⁴Le *spread effectif* est généralement calculé comme la différence entre le prix payé pour l'exécution d'un ordre et le milieu de la fourchette cotée au moment où l'ordre a été introduit.

¹⁵Rappelons que le changement sur le TSX date de 1990, alors que l'introduction d'OpenBook sur le NYSE a eu lieu en janvier 2002.

¹⁶Il est intéressant de noter qu'une partie importante de la découverte de prix s'est déplacée vers le marché des futures et que les coûts de transaction ont été réduits sur les autres lieux de transaction. Cependant, la qualité générale du marché des ETFs s'est détériorée car, malgré son opacité, Island est resté le marché dominant pour les titres en question.

fragmentation des marchés jouent un rôle important dans l'explication des résultats.

Bortoli et al. (2006) s'intéressent aux effets d'une plus grande transparence du carnet d'ordres introduite en janvier 2001 sur le Sydney Futures Exchange : à partir de cette date, ce sont les trois meilleures limites et non plus seulement la meilleure limite qui ont été diffusées sur le marché. Les auteurs développent tout d'abord un modèle basé sur le risque d'exécution. Leurs résultats empiriques confirment les prédictions théoriques : si la fourchette de prix est restée inchangée, la liquidité s'est cependant détériorée via une diminution de la profondeur à la meilleure limite ; il y a eu également une augmentation du nombre d'ordres au marché dont la taille est supérieure à la profondeur disponible à la meilleure limite. Ces résultats montrent donc que les demandeurs de liquidité paient une prime de liquidité dans un marché transparent en échange de la certitude de prix d'exécution.

La question de la diffusion du carnet d'ordres est intimement liée à celle du contenu informationnel du carnet, qui a attiré une littérature assez abondante. Nous nous contentons ici de mentionner deux études récentes sur le sujet. Cao et al. (2004) utilisent des données de l'Australian Stock Exchange (ASX) et montrent que les limites situées au-delà du meilleur bid et du meilleur ask permettent également d'inférer la valeur d'un titre, ce qui justifie donc la mise à disposition d'un carnet complet et pas seulement des meilleures limites. De plus, il apparaît que le déséquilibre entre l'offre et la demande dans le carnet d'ordres est lié aux rendements futurs. Ce résultat est aussi obtenu par Harris & Panchapagesan (2005) dans leur étude sur le NYSE. Ces derniers parviennent également à montrer que le spécialiste utilise cette information dans sa stratégie de placement : lorsque le côté acheteur du carnet est plus fourni, le spécialiste exécute plus fréquemment les ordres de vente au marché qu'il reçoit, parfois même via une amélioration de prix par rapport aux meilleures cotes (le raisonnement est symétrique pour le côté vendeur).

1.2.3 Les études expérimentales

Deux études expérimentales relativement similaires ont traité de la transparence pré-transactionnelle.

Bloomfield & O'Hara (1999) mènent une expérience sur un marché dirigé par les prix non continu dans lequel deux teneurs de marché proposent des prix auxquels différents agents peuvent traiter. Trois catégories d'agents sont considérées : des agents informés, des agents « constants » qui achètent ou vendent systématiquement lors de chaque tour de jeu, et des agents « actifs » qui ont un objectif de liquidité à remplir, mais peuvent choisir le moment où ils traitent. Les auteurs considèrent trois structures de marché : dans un système « transparent », tous les intervenants peuvent observer les

cotations et les transactions ; dans un marché « semi-opaque », seules les cotations sont disponibles ; enfin, dans une structure « opaque », les traders peuvent observer les prix proposés par les différents teneurs de marché (mais pas leurs transactions), alors que les teneurs de marché n'ont accès qu'à leurs cotations propres. C'est par la comparaison des deux dernières structures qu'il est possible d'étudier les effets de la transparence pré-transactionnelle. Cependant, Bloomfield & O'Hara concluent que la diffusion des cotations n'affecte en rien la performance du marché, qu'il s'agisse de l'efficience, la liquidité ou le bien-être des traders.

Flood et al. (1999) développent une expérience de marché de contrepartie continu avec sept teneurs de marché et deux robots (informés et non-informés). Ils comparent deux structures : un marché « transparent » où les cotes de tous les market makers sont diffusées publiquement en temps réel, et un marché « opaque » de cotation bilatérale, où les teneurs de marché doivent s'appeler pour connaître les prix proposés par leurs concurrents. Flood et al. mettent en évidence l'existence d'un compromis entre efficience et liquidité. Si le marché transparent est plus liquide – la fourchette de prix à l'ouverture est plus faible, même si la différence s'estompe au fil du temps, et le volume de transactions est plus important – il est également caractérisé par une moindre efficience car les erreurs de prix diminuent plus lentement que dans une structure opaque. Ce résultat est contraire à la croyance intuitive selon laquelle la transparence est bénéfique à l'efficience¹⁷.

Les différences de résultats entre les deux articles que nous venons de présenter s'expliquent sans doute par les différences au niveau de leur design expérimental. Dans le second, la structure continue permet aux teneurs de marché de revoir leurs cotes à tout moment, alors que les market makers chez Bloomfield & O'Hara (1999) doivent attendre le prochain round de transaction pour ajuster leurs prix. De plus, l'expérience de Flood et al. (1999) permet aux teneurs de marché de traiter entre eux, ce qui leur confère un rôle plus actif que dans le design de Bloomfield & O'Hara (1999). Enfin, la différence de sujets peut jouer un rôle : Bloomfield & O'Hara ont fait jouer des étudiants en MBA, alors que ce sont des traders expérimentés qui peuplaient les cohortes de Flood et al. (1999).

Dans un article prioritairement dédié à une comparaison entre un système de double enchère continu et un mécanisme de fixing, Friedman (1993) analyse également les conséquences d'une plus grande transparence du carnet d'ordres. Dans un système continu, il apparaît que la diffusion de l'entièreté du carnet – par opposition à la seule meilleure limite – améliore l'efficience du marché mais au détriment de la liquidité, mesurée aussi bien par le volume de transactions que par la fourchette de prix. Ce compromis est donc

¹⁷Le même compromis peut être observé chez Flood et al. (2002), où la seule différence au niveau du design réside dans le fait qu'un des teneurs de marché est également informé de la vraie valeur du titre.

totalement contraire à celui documenté par Flood et al. (1999) dans leur marché de contrepartie. Par contre, l'accroissement de transparence dans un marché de fixing a un effet négatif tant sur la liquidité que sur l'efficacité du marché.

1.2.4 Le cas des ordres cachés

La problématique des ordres cachés constitue un cas très particulier de transparence pré-transactionnelle. Les ordres cachés, qui permettent de ne dévoiler au marché qu'une partie de la quantité impliquée, sont employés sur de nombreuses places boursières : Euronext, le Nasdaq, la bourse australienne ou le TSX ne sont que quelques exemples¹⁸. Nous passons brièvement en revue quelques articles ayant traité du sujet¹⁹.

Au niveau théorique, Moinas (2006) développe un modèle de marché dirigé par les ordres dans lequel la liquidité peut provenir d'un agent informé ou non-informé. Dans un marché « transparent », la stratégie du fournisseur de liquidité consiste à choisir un ordre de petite ou de grande taille. Dans un marché « opaque », outre la taille, le choix porte également sur la décision de dévoiler tout ou partie de l'ordre. Un demandeur de liquidité non-informé choisit ensuite de soumettre un ordre de grande ou de petite taille, en tenant compte de la profondeur visible dans le carnet.

L'auteur démontre que l'agent informé adopte une stratégie de « camouflage », en tentant d'imiter le comportement d'un fournisseur de liquidité non-informé. Même si l'utilisation d'un ordre caché par l'informé dans un marché opaque lui permet de placer un ordre de grande taille sans réduire sa probabilité d'exécution, cette utilisation n'est pas systématique. En effet, lorsque la probabilité de présence de l'informé est extrême, le demandeur de liquidité ne tient pas compte de la profondeur du carnet pour choisir sa stratégie : si cette probabilité est trop élevée (respectivement trop basse), il ne soumet pas d'ordre (respectivement place un ordre de grande taille).

Il apparaît également dans ce modèle que le marché opaque est plus efficace. En effet, l'informé est davantage incité à soumettre un ordre de grande taille dans un marché opaque, ce qui permet donc au contenu informationnel de l'ordre de s'intégrer dans le prix. Cette meilleure efficacité se traduit cependant aussi par une hausse des coûts de transaction pour le demandeur de liquidité, suite à une augmentation du risque d'anti-sélection, et ceci malgré un plus grand volume d'échanges²⁰.

¹⁸Les modalités précises d'utilisation des ordres cachés varient d'un marché à l'autre.

¹⁹Pour une étude beaucoup plus complète, nous référons le lecteur à D'Hondt (2003).

²⁰Moinas (2006) considère en réalité deux cas de figure : (i) celui où les ordres à la meilleure limite sont permis et (ii) celui où seuls sont permis les ordres au marché. Les arguments que nous reprenons sont ceux relatifs au premier cas. Bien que les conclusions en matière d'efficacité et de coûts de transaction restent identiques dans le second cas, les arguments sont légèrement différents.

Esser & Mönch (2004) cherchent quant à eux à déterminer la combinaison optimale de limite de prix et de quantité dévoilée qu'un trader doit employer s'il utilise des ordres cachés pour liquider une position sur un titre à un intervalle de temps fini. Cette combinaison reflète l'existence d'un compromis entre la quantité dévoilée et la probabilité d'exécution de l'ordre : si une faible quantité réduit l'impact informationnel contraire lié à la révélation du volume dans le carnet, elle se traduit également par une moindre probabilité d'exécution due à la perte de priorité temporelle²¹.

Sur un plan pratique, l'importance du phénomène des ordres cachés a été mise en évidence par de nombreux auteurs : sur Island, 12% des ordres exécutés sur les trois derniers mois de 1999 étaient des ordres cachés [Hasbrouck & Saar (2002)] ; les quantités cachées représentent 25% de la profondeur à la meilleure limite cotée par les teneurs de marché pour 97 titres du Nasdaq [Tuttle (2005)] ; sur les titres composant l'indice CAC40 à Paris, un peu plus d'un tiers des quantités disponibles aux cinq meilleures limites ne sont pas dévoilées au marché [D'Hondt (2003)].

Si l'importance de l'ampleur d'utilisation des ordres cachés ne fait plus aucun doute, la littérature n'a pour l'instant pas atteint un consensus quant aux caractéristiques des traders qui en font usage : sont-ils plutôt informés ou non-informés ? Tuttle (2005) fournit un argument en faveur de la première option, car il apparaît que la quantité cachée, surtout lorsqu'elle émane de banques d'investissement, permet de prédire les changements de prix futurs, et plus particulièrement lors des annonces de résultats. Pardo & Pascual (2006), en analysant les réactions du marché une fois que la quantité cachée est révélée publiquement, arrivent à la conclusion opposée : d'après eux, les utilisateurs d'ordres cachés sont essentiellement motivés par des raisons de liquidité. Cela permettrait en effet de réduire la valeur optionnelle des ordres à cours limité, ainsi que le risque d'être victime de traders « parasites » pratiquant des stratégies de *front-running* ou de *quote-matching*²². De Winne & D'Hondt (2007) arrivent à une conclusion similaire en analysant les conditions du marché dans lesquelles les traders sont davantage susceptibles d'employer des ordres cachés. D'Hondt (2003) modifie le modèle d'Easley et al. (1996) et conclut que les ordres cachés ont un contenu informationnel plus faible que les ordres classiques, supportant donc les résultats de Pardo & Pascual (2006) et De Winne & D'Hondt (2007).

Enfin, Anand & Weaver (2004) étudient les « expériences naturelles » offertes par la suppression des ordres cachés sur le TSX en 1996 et leur réintroduction en 2002. Le premier événement n'a eu aucun impact sur la fourchette de prix, la profondeur affichée et les volumes traités. Cela signifie donc que les traders qui employaient des ordres cachés

²¹En effet, lorsque la partie dévoilée est exécutée, la nouvelle tranche perd la priorité temporelle par rapport aux autres ordres au même prix.

²²Harris (1997) fournit une description de ces diverses stratégies.

avant 1996 ont choisi de ne pas afficher cette quantité. Plutôt que de quitter le marché (ce qui se serait traduit par une baisse des volumes), ils auraient donc opté pour l'usage d'ordres au marché. En cohérence avec les résultats précédents, le changement de 2002 n'a également eu aucun effet sur le spread, la profondeur affichée et les volumes. Sur la question des motivations qui sous-tendent l'utilisation des ordres cachés, Anand & Weaver (2004) ont une attitude consensuelle : ils affirment que les agents non-informés emploient des ordres cachés pour réduire la valeur optionnelle des ordres sur des titres peu liquides, et que les traders informés s'en servent pour diminuer l'impact de prix sur des titres fort traités.

1.3 La transparence post-transactionnelle

1.3.1 Les études théoriques

Chowdhry & Nanda (1991) construisent un modèle classique « à la Kyle (1985) », où un même titre peut être échangé sur plusieurs marchés. Sur chaque marché, des teneurs de marché concurrentiels doivent absorber le flux d'ordres provenant d'un informé et de plusieurs agents non-informés. Dans un premier temps, les auteurs considèrent un modèle à une seule période, où l'information a une courte durée de vie. Ils font l'hypothèse que sur chaque marché, seul le flux d'ordres relatif à ce marché est observé par les market makers. Chowdhry & Nanda (1991) montrent que dans ce cas de figure, un marché va finalement émerger comme étant le lieu prédominant de transactions pour le titre en question. Le modèle à deux périodes permet de traiter de transparence post-transactionnelle. En effet, si l'information détenue par l'agent informé n'est pas révélée au terme de la première période, les teneurs de marché peuvent l'inférer par l'observation des prix passés sur les autres marchés. Chowdhry & Nanda (1991) démontrent que les teneurs de marché, qui cherchent à offrir le plus faible coût de transaction, vont d'eux-mêmes s'engager à diffuser cette information aux autres marchés²³. L'intuition qui sous-tend ce résultat est que l'agent informé traite de manière moins agressive – en d'autres mots, les coûts de transaction sont plus faibles – dans un marché où les teneurs de marché transmettent le prix aux autres marchés, afin de ne pas affecter négativement ses profits espérés sur tous les marchés lors des périodes ultérieures. Il ressort donc de cet article qu'un niveau élevé de transparence post-transactionnelle est la résultante naturelle des forces du marché.

Madhavan (1995) aborde également la transparence post-transactionnelle sous l'angle de la fragmentation des marchés. Il développe un modèle inspiré de celui de Glosten

²³Il n'est donc pas nécessaire qu'une régulation impose ce transfert d'informations.

& Milgrom (1985), dans lequel plusieurs dealers neutres au risque proposent des prix d'achat et de vente auxquels trois types d'agents peuvent traiter : des *noise traders*, des *large liquidity traders* et des agents informés. L'auteur s'intéresse à deux structures de marché. Dans un marché « consolidé », où la diffusion d'informations sur les transactions est obligatoire, les dealers ont une information homogène et proposent donc les mêmes prix. Lorsque la diffusion d'information est laissée à l'appréciation des dealers et que certains choisissent l'option opaque, le marché devient « fragmenté » suite à l'hétérogénéité d'informations qui donne lieu à des prix différents. Madhavan (1995) montre tout d'abord que, lorsque il n'y a pas d'obligation de diffusion, un marché fragmenté ne tend pas naturellement à se consolider. Ce résultat, opposé à celui de Chowdhry & Nanda (1991), résulte de l'avantage informationnel dont bénéficient les dealers qui ne diffusent pas l'information relative à leurs transactions passées. Madhavan montre également que le marché fragmenté (opaque) est caractérisé par une volatilité plus élevée et des prix non efficients. Les agents informés et les large liquidity traders profitent de la fragmentation, dont l'effet sur les noise traders est plus ambigu. Alors que le spread dans un marché consolidé décline au fil du temps, le phénomène inverse est observé dans un marché fragmenté car les dealers peuvent offrir de meilleurs prix lors de la période initiale, au vu des profits espérés lors des périodes ultérieures.

Naik et al. (1999) analysent dans quelle mesure la transparence post-transactionnelle améliore le bien-être d'un investisseur averse au risque. Ils développent un modèle en deux étapes d'un marché dirigé par les prix. Lors de la première étape, un teneur de marché reçoit un ordre provenant d'un investisseur, qui traite pour des raisons aussi bien informationnelles que de liquidité. Au deuxième stade, ce market maker va chercher à contrebalancer sa position en traitant avec d'autres dealers. Les effets de la diffusion de la transaction réalisée à la première étape dépendent de la mesure dans laquelle le teneur de marché « initial » peut inférer les motivations qui sous-tendent cette transaction. Lorsque ce market maker se contente d'observer la taille de la transaction sans en inférer d'information particulière, la transparence est bénéfique à l'investisseur. Dans le cas où le teneur de marché découvre parfaitement l'information à disposition de l'investisseur, la diffusion de la transaction initiale a des effets ambigus sur le bien-être de ce dernier, rendant donc toute conclusion délicate. Ces résultats ambigus montrent cependant que la transparence post-transactionnelle n'a pas que des effets bénéfiques sur la qualité du marché²⁴.

Lyons (1996) développe un modèle présentant des similitudes avec celui de Naik et al. (1999). Ce modèle fait intervenir des dealers qui agissent de manière stratégique et

²⁴Naik et al. (1999) montrent également que dans un marché non-transparent, le dealer est prêt à offrir des prix plus intéressants afin d'attirer les investisseurs informés, car cela lui donne un avantage informationnel à la deuxième étape, lorsqu'il traite avec les autres teneurs de marché. Ce résultat est donc conforme à celui obtenu par Madhavan (1995).

leurs clients au comportement concurrentiel. Ces agents interagissent au cours de deux périodes organisées de façon identique : (i) les dealers établissent leurs cotations, (ii) ils traitent avec leurs clients respectifs, dont le flux d'ordre est informatif et (iii) ils procèdent ensuite à des échanges entre dealers. Au terme de la première période, un signal portant sur le flux d'ordres *entre dealers* est publiquement diffusé²⁵. La précision de ce signal détermine le régime de transparence. L'auteur cherche à savoir quel est le niveau de transparence optimal pour les dealers²⁶. Il apparaît que les dealers ont une préférence pour une transparence imparfaite, caractérisée par un signal « bruité » du flux d'ordres. En effet, ce bruit, en ralentissant l'ajustement des prix, laisse aux clients le temps de traiter et donc de partager le risque supporté par les dealers. Une absence totale de transparence n'est cependant pas bénéfique aux dealers, car dans ce cas le manque d'informations décourage les clients de traiter, et donc de participer au partage du risque.

1.3.2 Les études empiriques

Les analyses empiriques traitant de la transparence post-transactionnelle portent en général sur la question du délai de publication des transactions. Cette question suscite un large débat. Les partisans d'une diffusion retardée estiment que cela permet aux teneurs de marché d'accepter plus facilement des transactions dites « de bloc », car ils ont ainsi plus de temps pour éliminer leur position avant que la transaction ne devienne publique. Un marché trop transparent se traduirait par des fourchettes de prix plus importantes pour les grosses transactions, et donc par une fuite de liquidité vers les marchés moins transparents. Les opposants à la diffusion retardée argumentent quant à eux que le délai donne au market maker un avantage informationnel trop important vis-à-vis des contreparties.

Les nombreux changements qu'a connus le London Stock Exchange (LSE) en matière de délai de publication ont offert une expérience naturelle intéressante exploitée par plusieurs chercheurs. Gemmill (1996) s'intéresse aux effets du délai de diffusion des prix de transactions de bloc. Son échantillon porte sur les transactions de bloc sur le LSE au cours de trois régimes différents : diffusion immédiate (1987-1988), délai de 24 heures (1989-1990) et délai de 90 minutes (1991-1992). Gemmill formule trois hypothèses sur les effets du délai de diffusion : cela (i) engendre des spread plus petits pour les

²⁵Le fait que l'information qui est diffusée porte sur les transactions entre dealers contraste avec le modèle de Naik et al. (1999), où l'information pertinente relève des transactions entre le teneur de marché et l'investisseur. Lyons (1996) motive son choix par sa volonté de développer un modèle spécifiquement adapté au marché des changes, où les transactions entre les dealers et leurs clients ne sont jamais publiques.

²⁶Cette approche du problème serait particulièrement adaptée au marché des changes, où le niveau de transparence a émergé de façon endogène, sans intervention spécifique d'un régulateur.

transactions de bloc, (ii) permet une transition de prix plus douce, et donc une moindre volatilité et (iii) allonge le temps d'ajustement des prix après la transaction de bloc. Les trois hypothèses s'avèrent cependant rejetées au terme de l'analyse, indiquant qu'une modification du niveau de transparence post-transactionnelle n'a pas d'impact sur la liquidité, la volatilité ou l'efficience du marché.

Board & Sutcliffe (2000) analysent les conséquences d'une autre modification de transparence intervenue sur le LSE le premier janvier 1996. À partir de cette date, la publication des transactions de taille intermédiaire initiées par les clients ainsi que de toutes les transactions entre dealers a cessé d'être retardée, tandis que le délai de diffusion pour les grosses transactions « client » passait de 90 à 60 minutes. Les auteurs montrent que cette nouvelle réglementation a bien amélioré la transparence du marché, car elle s'est traduite par une augmentation du nombre de transactions rapportées immédiatement. En d'autres termes, il n'y a pas eu de mouvement vers des tailles de transactions caractérisées par un délai de diffusion. Comme il n'y a pas eu de diminution du volume de transaction, ni d'augmentation de la fourchette de prix, la qualité du marché ne semble pas avoir été affectée par ces changements. Saporta et al. (1999) complètent l'analyse de Board & Sutcliffe (2000) en montrant que les composantes de la fourchette de prix – coût de traitement des ordres, coût de sélection adverse et coût d'inventaire – sont elles aussi restées stables autour du changement de transparence.

Porter & Weaver (1998) étudient le phénomène de « rapport tardif » des transactions sur le Nasdaq en 1990. Sur ce marché, les transactions devaient être notifiées par les dealers eux-mêmes dans un délai de 90 secondes. Les auteurs ont cependant constaté un nombre élevé de transactions rapportées « hors séquence », notamment en comparaison avec les niveaux observés sur des marchés centralisés comme le NYSE ou l'Amex, où ce sont des employés de la bourse qui s'occupent du rapport des transactions. Ce taux élevé ne peut s'expliquer uniquement par les raisons officiellement admises de rapport tardif²⁷. Porter & Weaver estiment que les transactions qui font l'objet d'un rapport tardif présentent les caractéristiques de transactions informées, car il s'agit souvent de blocs ou de transactions dont le prix est assez éloigné du milieu de fourchette. Il apparaît d'ailleurs que les transactions rapportées tardivement après la clôture du marché ont un certain pouvoir prédictif du rendement du jour suivant. Ces résultats portent à conclure que les teneurs de marché utilisent activement la possibilité de rapport tardif pour gérer la diffusion d'informations sur le marché²⁸.

Si l'analyse de Porter & Weaver établit un lien entre information et transparence qui est

²⁷Par exemple un problème informatique ou un volume particulièrement anormal pour une action.

²⁸Le nombre de rapports tardifs a décliné après la publication d'une première version de l'article, soit après la prise de conscience publique de l'importance du phénomène, ce que Board & Sutcliffe (2000) considèrent comme une preuve supplémentaire de leurs conclusions.

conforme aux hypothèses des modèles présentés à la section précédente, et si la préférence des teneurs de marché pour un environnement plus opaque rejoint le résultat de Lyons (1996), les études empiriques sur le LSE aboutissent unanimement à la conclusion que le niveau de transparence n'affecte que peu, voire pas du tout, la qualité du marché. Notons également que toutes les études portent sur des marchés dirigés par les prix ; nous n'avons connaissance d'aucun article portant sur les effets de la transparence post-transactionnelle dans un marché dirigé par les ordres²⁹.

Les articles que nous avons passés en revue jusqu'à présent dans cette section traitent du marché des actions. Le marché des obligations fait lui aussi l'objet de plusieurs études liées à la transparence post-transactionnelle. Par exemple, Green et al. (2007) se penchent sur les obligations d'État américaines. Ils montrent que les coûts de transaction sur ce marché sont élevés comparativement aux marchés d'actions, et prouvent qu'une part importante des profits des dealers proviennent de leur pouvoir de marché, et non des coûts d'intermédiation financière³⁰. Pour les auteurs, ce pouvoir de marché découle du caractère particulièrement opaque du marché : il s'agit en effet d'un marché de gré à gré, sans aucune transparence pré-transactionnelle ni post-transactionnelle. Conformément à cette hypothèse, le pouvoir de marché a diminué à partir du moment où les prix de transaction ont commencé à être publiquement diffusés³¹.

Trois articles se penchent sur le marché des obligations d'entreprise aux États-Unis, et plus précisément sur l'adoption du système TRACE introduit le premier juillet 2002, qui a progressivement accru le niveau de transparence post-transactionnelle : alors que le marché était particulièrement opaque, ce système a instauré un délai de 45 minutes au maximum pour diffuser les prix de transaction. Edwards et al. (2007) montrent que les coûts de transaction sont plus élevés pour les obligations restées opaques, et que ces coûts diminuent lorsque les obligations sont intégrées dans le système TRACE. Goldstein et al. (2007) obtiennent un résultat similaire en se concentrant sur les obligations de rating BBB. Cependant, ils affirment que l'accroissement de transparence ne s'est pas traduit par une augmentation du volume de transactions. Il ressort également de leur étude que les obligations les moins liquides n'ont pas été marquées par une baisse des coûts, probablement parce que les prix qui sont diffusés ne sont pas pertinents (ils peuvent dater de plusieurs jours, voire de plusieurs semaines pour les titres les moins traités). Enfin, Bessembinder et al. (2006) montrent que les petits investisseurs ne sont pas les seuls à bénéficier de la transparence, car ils observent également une baisse de coûts

²⁹À l'exception de la question de l'anonymat post-transactionnel, abordée à la section 1.4.2.

³⁰Le pouvoir de marché serait à son plus haut niveau dans le cadre des transactions de faible taille, impliquant probablement de petits investisseurs.

³¹Cette diffusion est cependant limitée. Dans un premier temps, un délai d'un mois séparait la transaction de sa diffusion. Si une obligation faisait l'objet d'au moins quatre transactions par jour, les prix de transaction étaient rapportés le lendemain. La limite des quatre transactions a ensuite été réduite progressivement jusqu'à ce que toutes les transactions soient diffusées le lendemain de leur exécution.

dans leur échantillon de transactions réalisées par des investisseurs institutionnels. De plus, ils mettent en évidence un phénomène d'externalité de liquidité : l'adoption du système TRACE a engendré une diminution de coûts de transaction y compris pour les obligations qui sont restées opaques.

La transparence post-transactionnelle semble donc avoir un effet clairement bénéfique sur les marchés d'obligations. L'origine de la différence par rapport aux résultats plus mitigés observés sur les marchés d'actions est sans doute multiple. Tout d'abord, la nature même des titres traités doit probablement jouer un rôle – par exemple, l'information pertinente dans le cas des actions relève plutôt des « fondamentaux » des entreprises, alors que l'avantage informationnel sur un marché d'obligations découle de la connaissance de la demande des investisseurs finaux. Ensuite, les différences au niveau de l'organisation des marchés sont assez considérables : les marchés d'obligations sont beaucoup plus décentralisés et fragmentés que la plupart des marchés d'actions. Nous ne pouvons non plus faire abstraction de la différence de liquidité – dans les études que nous venons de citer, le nombre journalier moyen de transactions pour les obligations est inférieur à deux. Enfin, il faut noter le caractère extrême des changements survenus dans le cas des obligations. En effet, ces marchés venaient en général d'un système totalement opaque, alors que seul le délai de diffusion des transactions a été réduit sur le LSE.

Drudi & Massa (2005) offrent une étude intéressante du comportement des traders sur le marché des obligations d'État italiennes. L'intérêt de ce marché réside dans la coexistence de deux structures, permettant de traiter les mêmes titres, mais se différenciant notamment par leur niveau de transparence. Le marché secondaire, appelé MTS (*Mercato Telematico dei titoli di Stato*), est un système informatisé où les prix proposés par les teneurs de marché – ainsi que leur identité – sont diffusés à l'ensemble du marché, et où une information agrégée sur les transactions est donnée en fin de journée³². Le marché primaire d'émission des obligations est quant à lui organisé sous la forme d'une mise aux enchères à prix uniforme, relativement opaque. Ces deux marchés ne coexistent évidemment pas de manière continue, mais uniquement lorsque de nouvelles obligations sont proposées au marché. De plus, ces marchés ne coexistent que pendant la matinée, les enchères se terminant vers 13h. Les nouvelles obligations ont des caractéristiques strictement identiques à celles qui sont déjà traitées sur le marché secondaire.

Drudi & Massa (2005) montrent que les traders informés adoptent un comportement manipulateur lorsque les deux marchés sont ouverts simultanément³³. Ainsi, lorsque l'information dont ils disposent est positive, ces traders : (i) vendent les obligations

³²Lorsqu'un teneur de marché reçoit une transaction à son bid ou son ask, son nom ainsi que le prix de transaction clignotent, constituant une autre forme de transparence post-transactionnelle.

³³Les auteurs emploient les profits réalisés par les traders sur le marché primaire afin de pouvoir les catégoriser comme informés.

sur le marché secondaire lorsque le marché primaire est ouvert, afin d'envoyer un faux signal aux autres participants, qui adoptent ainsi un comportement en conséquence sur le marché primaire; (ii) font des offres agressives sur le marché primaire, qui ne sont observées par personne et (iii) achètent en masse l'après-midi, lorsque le marché primaire est fermé. Drudi & Massa montrent cependant que, malgré ce comportement manipulateur, la présence du marché primaire plus opaque a un effet positif sur la profondeur du marché secondaire, car l'impact de prix des transactions est plus faible les matinées où de nouvelles obligations sont émises.

1.3.3 Les études expérimentales

Bloomfield & O'Hara (1999) étudient les effets de la transparence post-transactionnelle dans un marché dirigé par les prix en comparant les systèmes « transparent » et « semi-opaque » de leur expérimentation³⁴. Ils arrivent aux conclusions suivantes : (i) la diffusion des transactions améliore de façon significative l'efficacité du marché, car les milieux de fourchette ainsi que les estimations fournies par les joueurs convergent plus rapidement vers la véritable valeur de l'actif; (ii) les spreads à l'ouverture du marché sont beaucoup moins élevés dans le système semi-opaque, et ceci parce que les market makers cherchent à attirer le flux d'ordres afin d'obtenir de l'information sur la valeur du titre (ce qui n'est pas le cas dans la structure transparente); (iii) la diffusion des transactions bénéficie aux teneurs de marché aux dépens des agents informés et des agents « constants », mais n'a aucun impact sur le bien-être des agents « actifs », car ces derniers peuvent attendre que la fourchette de prix se réduise suffisamment avant de traiter. Si les résultats (i) et (ii) sont conformes aux prévisions théoriques de Madhavan (1995), la troisième conclusion est plus surprenante. En effet, les profits positifs espérés des teneurs de marché dans une structure transparente ne concordent pas avec les théories classiques en microstructure, où les market makers sont en concurrence et ont donc un profit nul. De plus, ce résultat contredit la préférence généralement marquée des dealers pour les structures opaques. Enfin, le fait que les pertes des agents « constants », qui ne sont autres que des liquidity traders, soient plus élevées dans un marché transparent contredit la vision traditionnellement positive de la transparence pour ce type d'agents³⁵.

Bloomfield & O'Hara (2000) cherchent à savoir si les marchés transparents peuvent survivre face à des marchés concurrents opaques. Ils commencent par développer un modèle, inspiré de Glosten & Milgrom (1985), qui leur permet de prédire le comportement de teneurs de marché agissant sur des marchés dont le niveau de transparence diffère :

³⁴La description des structures a été proposée à la section 1.2.3.

³⁵Des résultats tout à fait similaires à ceux de Bloomfield & O'Hara (1999) sont obtenus par Flood et al. (1997) et Flood et al. (2002), dans des environnements expérimentaux très proches de celui employé par Flood et al. (1999), décrit à la section 1.2.3.

dans un marché « transparent », les transactions sont diffusées immédiatement, alors qu’aucune diffusion des transactions n’a lieu dans un marché « opaque ». Ils prouvent que les dealers dont les transactions ne sont pas diffusées proposent des prix agressifs en début de période afin de capturer une plus grande partie du flux d’ordres, ce qui leur confère un avantage informationnel leur permettant de proposer des spreads plus petits et mieux positionnés, et donc de s’engager dans des transactions plus profitables que celles de leurs concurrents transparents. L’avantage des teneurs de marché opaques diminue cependant au fil du temps, à mesure que les autres participants parviennent à interpréter les données de marché. Les auteurs conduisent ensuite une expérimentation, dont le design, proche de celui employé par Bloomfield & O’Hara (1999), est conforme au modèle théorique. L’expérience inclut ainsi quatre teneurs de marché : deux dont les transactions sont diffusées à l’ensemble du marché, et les deux autres dont les transactions ne font l’objet d’aucune diffusion. Les résultats sont totalement conformes aux prédictions théoriques.

Bloomfield & O’Hara (2000) mènent ensuite une seconde expérience où la transparence est déterminée de façon endogène. Plus précisément, les quatre teneurs de marché décident à tour de rôle s’ils préfèrent rester opaques ou voir leurs transactions diffusées au marché. Étant donné que les dealers opaques de la première expérience obtiennent des profits plus élevés que leurs homologues transparents, les résultats du second design vont fort logiquement dans le sens d’une préférence des dealers pour l’opacité. Cependant, la persistance de dealers optant pour le régime transparent suggère qu’il existe un avantage à être transparent quand tous les autres adoptent le régime opposé. D’après Bloomfield & O’Hara, l’avantage informationnel lié à l’opacité diminue avec le nombre de teneurs de marché choisissant cette option, et les dealers qui diffusent leurs transactions bénéficient du comportement stratégique des informés, qui se lancent dans des transactions non profitables afin de tromper le marché. En résumé, un équilibre semble émerger, dans lequel un petit nombre de dealers optent pour la structure transparente tandis que les autres préfèrent un régime opaque.

Alors que l’absence de transparence profite aux teneurs de marché et à l’efficacité du marché dans les expériences de Bloomfield & O’Hara (2000), un résultat inverse est obtenu par Bloomfield & O’Hara (1999). Ces conclusions contradictoires trouvent peut-être leur origine dans les différences de design entre les études. Dans l’expérimentation de 2000, des marchés caractérisés par des niveaux de transparence différents coexistent et sont en concurrence, ce qui n’est pas le cas dans les expériences de 1999, où les structures sont étudiées de façon indépendante. Il est donc possible que les dealers bénéficient d’une situation où ils sont tous transparents, mais que chaque dealer ait un intérêt à dévier vers l’opacité.

Les résultats des études expérimentales sur la transparence post-transactionnelle sont

beaucoup plus tranchés que ceux obtenus dans les divers articles empiriques portant sur les marchés d'actions. Ceci s'explique probablement par le fait que ces études, tout comme les articles empiriques se concentrant sur les marchés d'obligations, analysent des changements de structure extrêmes, par opposition aux seules modifications de délai de diffusion sur le LSE.

À notre connaissance, seuls Oehler & Unser (1998) étudient les effets de la transparence post-transactionnelle dans le cas d'un marché dirigé par les ordres. Ils considèrent un marché de fixing, sous deux régimes : une structure « opaque » où seul le prix de transaction de la période précédente est diffusé aux traders, et un régime « transparent » où les traders ont accès à l'ensemble des ordres introduits *à la précédente procédure de fixing*³⁶. Les auteurs observent que la transparence n'affecte pas l'efficience, augmente la volatilité et provoque une légère diminution de la liquidité. Cependant, la définition de la transparence dans cette étude nous paraît trop particulière et éloignée de la réalité des marchés que pour générer des conclusions pertinentes.

1.4 L'anonymat

L'anonymat est un aspect bien précis de transparence, qui concerne la diffusion de l'identité des participants au marché. Cette problématique relève aussi bien de la transparence pré-transactionnelle – qui sont les candidats acheteurs et vendeurs ? – que post-transactionnelle – quelles sont les contreparties impliquées dans les transactions ? Nous considérerons donc les deux approches séparément.

Il est intéressant de commencer par connaître le point de vue des traders sur le sujet : préfèrent-ils opérer sur un marché anonyme ? La réponse n'est évidemment pas univoque. Harris (1997) estime que les gros traders préfèrent rester anonymes, car ils veulent éviter de trop s'exposer face à des agents « parasites », qui peuvent agir à leurs dépens via leur comportement de front-running ou de quote-matching par exemple. Cette préférence pour l'anonymat est également une des conclusions tirées par Economides & Schwartz (1995), qui résument les résultats d'une enquête menée auprès des traders sur les marchés d'actions. Ainsi, 38% des répondants mentionnaient que l'anonymat était une motivation importante pour traiter sur les systèmes de négociation alternatifs, et près de la moitié d'entre eux estimaient que l'anonymat offert par ces systèmes améliorerait l'exécution de leurs ordres. D'autre part, il est possible que certains gros traders cherchent à se faire identifier, car ils pourraient ainsi prouver qu'ils ne disposent pas d'information

³⁶C'est pour cette raison que, bien que la diffusion porte sur le carnet d'ordres, l'étude relève de la transparence post-transactionnelle.

particulière et donc bénéficier de prix plus intéressants. Cet argument intervient dans plusieurs articles de la section suivante.

1.4.1 L'anonymat pré-transactionnel

Nous abordons la question de l'anonymat pré-transactionnel sous trois angles : le cas des demandeurs de liquidité, celui des fournisseurs de liquidité, et les « marchés parallèles », à savoir la coexistence de marchés caractérisés par des niveaux d'anonymat différents.

L'anonymat des demandeurs de liquidité

Notons tout d'abord que de nombreux articles théoriques en microstructure des marchés font l'hypothèse implicite que le processus de transaction est anonyme. Dans le fameux modèle de Kyle (1985) par exemple, le teneur de marché établit un prix égal à la valeur espérée de l'actif conditionnée par le flux d'ordres, mais ne sait pas précisément qui sont les traders qui placent ces ordres. De même, dans les modèles de Glosten & Milgrom (1985) ou Easley & O'Hara (1987), le market maker connaît les paramètres du marché, c'est-à-dire les probabilités d'arrivée des différents types d'agents – informés et non-informés – mais ne sait pas lequel de ces types est « sélectionné par la nature » pour passer un ordre. Les articles théoriques qui traitent de l'anonymat abordent cette problématique de manière indirecte, via l'analyse de pratiques particulières que nous décrivons ci-après.

Admati & Pfleiderer (1991) étudient les effets du *sunshine trading*, qui désigne la pratique selon laquelle des liquidity traders annoncent au préalable la taille de leurs ordres. Cette pratique permet donc d'identifier des transactions comme n'étant pas informées. Les auteurs développent un modèle dans lequel un ensemble de « spéculateurs » averses au risque absorbent le flux d'ordres émis par deux catégories de liquidity traders : des « annonceurs », qui révèlent au marché la taille de leur ordre, et des « non-annonceurs » qui n'ont pas cette possibilité. Les spéculateurs disposent d'informations privées mais hétérogènes sur la valeur de l'actif. Dans ce cas, il apparaît que l'introduction du sunshine trading réduit (augmente) les coûts de transaction des annonceurs (non-annonceurs). En effet, les coûts de transaction subis par les liquidity traders sont composés de deux types de coûts : les coûts de partage de risque et ceux de sélection adverse. La pré-annonce a pour effet de diminuer les coûts de partage de risque aussi bien pour les annonceurs que les non-annonceurs ; mais si les annonceurs voient leur coût de sélection adverse baisser suite à leur annonce, l'effet inverse s'observe pour les non-annonceurs. Globalement, les coûts de transaction espérés pour l'ensemble des liquidity traders sont plus faibles avec

sunshine trading. L'utilité espérée des spéculateurs se voit diminuée par la pré-annonce, qui a également un effet positif sur l'efficacité du marché³⁷.

Dia & Pouget (2006) fournissent une preuve empirique de l'existence du sunshine trading. Ils analysent le comportement des traders sur la Bourse Ouest Africaine, qui est organisée selon un système de fixing précédé d'une période de pré-ouverture particulièrement transparente – le marché diffuse le carnet d'ordres avec les identifiants des traders. Les auteurs montrent qu'une bonne partie des gros ordres sont placés en début de période de pré-ouverture. Comme ces ordres ne sont pas annulés, ils traduisent bien une réelle volonté de traiter et non une tentative de manipulation du marché. Il apparaît également que ces larges volumes ne sont pas accompagnés de mouvements de prix significatifs, ce qui est compatible avec la notion de sunshine trading développée par Admati & Pfleiderer (1991).

Madhavan (1996) s'intéresse aux effets de la diffusion de la composition du flux d'ordres. Il considère que le flux d'ordres est constitué de deux composantes : l'une est élastique au prix, et émane d'un ensemble d'investisseurs averses au risque (spéculateurs et teneurs de marché) qui reçoivent des signaux sur la valeur de l'actif, tandis que l'autre provient de traders dont la demande est inélastique. Tous les ordres s'accumulent pour exécution à un prix unique qui équilibre le marché. Madhavan compare deux systèmes de transaction : dans le régime « opaque », le marché est anonyme et aucune information sur la composition du flux d'ordres n'est disponible, alors que dans un régime « transparent », la composante inélastique du flux d'ordres est publiquement révélée³⁸.

Les résultats sont moins tranchés que ceux d'Admati & Pfleiderer (1991). La transparence améliore l'efficacité du marché, car elle augmente la précision des prévisions faites par les traders sur la valeur finale de l'actif. Les effets sur la volatilité et la liquidité sont cependant moins clairs. Dans un marché étroit, la transparence peut engendrer une augmentation de la volatilité et une diminution de liquidité. En effet, la transparence élimine une partie de l'incertitude relative à l'importance du phénomène de liquidity trading, et réduit donc le niveau de « bruit » dans le marché. Cette réduction de bruit peut mener à une plus grande sensibilité des prix, et donc à de plus gros mouvements de prix suite à un choc dans le flux d'ordres. Par contre, la transparence se traduit par une

³⁷Admati & Pfleiderer (1991) s'intéressent aussi au sunshine trading comme mécanisme de coordination entre l'offre et la demande de liquidité sur le marché. Pour ce faire, ils considèrent une version plus compliquée de leur modèle dans laquelle les spéculateurs n'ont pas d'information sur la valeur de l'actif et doivent subir un coût d'entrée. Dans ce cas, pourvu que le coût d'entrée soit suffisamment élevé, la pré-annonce réduit les coûts de transaction des liquidity traders, accroît l'utilité ex-ante des spéculateurs et diminue la variance des prix.

³⁸Cette diffusion peut résulter par exemple de la pratique du sunshine trading par un gros liquidity trader. Sur le NYSE, la connaissance de l'identité des brokers sur le parquet permet généralement de deviner les motivations des traders qu'ils représentent. Ces deux exemples sont clairement liés à la problématique de l'anonymat.

baisse de la volatilité dans un marché suffisamment large et liquide, où cet effet positif n'est pas forcément nécessaire³⁹. Les coûts d'exécution des traders stratégiques sont toujours plus élevés dans un régime transparent. D'après Madhavan, les effets ambigus de la diffusion du flux d'ordres, par opposition à Admati & Pfleiderer (1991), proviennent du comportement stratégique des traders dans son modèle.

Roëll (1990) se penche sur la pratique du *dual trading*. Ce terme fait référence à la possibilité qu'ont les *broker-dealers* (également dénommés *dual traders*) sur certains marchés de traiter à la fois au nom de leurs clients et en leur nom propre. Dans son modèle, un ensemble de broker-dealers neutres au risque reçoivent des ordres de clients connus pour leur absence d'information. Une partie de la demande provenant de liquidity traders n'est cependant pas reconnue comme telle par les broker-dealers. Le modèle contient également un agent informé, neutre au risque et stratégique, ainsi que des teneurs de marché en nombre suffisant que pour générer un prix à l'équilibre égal à la valeur espérée de l'actif. Les dual traders traitent pour leur compte propre, mais ne peuvent le faire avant de traiter les ordres de leurs clients – le front-running est interdit. L'introduction du dual trading a un effet clairement positif sur les liquidity traders qui se font reconnaître comme tels par les broker-dealers. En effet, ces derniers absorbent environ la moitié de la demande de leurs clients sur leur propre stock, ce qui diminue donc la demande sur le marché principal et fait baisser la pression sur les prix. Cela résulte en une baisse de liquidité du marché principal, qui est néfaste aux liquidity traders ne pouvant se faire identifier. Si les broker-dealers ont un profit positif, l'informé voit son profit diminuer avec le dual trading – il y a en effet moins de bruit sur le marché derrière lequel il peut se cacher – et le second effet domine le premier. C'est pourquoi les coûts de transaction de l'ensemble des liquidity traders sont plus faibles en présence de dual trading.

Fishman & Longstaff (1992) proposent une autre étude centrée sur le dual trading. Ils développent un modèle dans lequel deux agents veulent traiter un contrat de futures, en plaçant leurs ordres simultanément auprès d'un broker, qui les place à son tour sur le marché. Le broker, qui supporte des coûts dans l'exercice de son activité, charge à ses clients une commission telle que son profit espéré est nul. Un teneur de marché neutre au risque et concurrentiel est la contrepartie de toutes les transactions ; il ne peut distinguer les ordres que le broker soumet pour son propre compte de ceux qui proviennent de ses clients. Chacun des deux agents peut être informé ou traiter pour des raisons de liquidité exogènes. Le broker, grâce à sa connaissance des clients, peut inférer de manière plus précise que le teneur de marché la probabilité de la présence d'informations.

³⁹D'après Madhavan, ces résultats sont cohérents avec la pratique des marchés, où les titres actifs sont généralement traités sur des parquets alors que les actions moins liquides le sont via des systèmes automatiques anonymes.

Lorsque le dual trading est permis, la stratégie optimale du broker-dealer est d'imiter le comportement des agents qu'il soupçonne le plus d'être informés. Cela se traduit par des profits espérés plus faibles pour tous les agents. Cependant, comme le broker tire profit du dual trading, cela lui permet de charger une commission plus faible à ses clients. Pour les agents les moins susceptibles d'être informés, la baisse de commission fait plus que compenser la diminution de profits, de telle sorte que les agents non-informés bénéficient du dual trading. Le contraire est vrai pour les agents informés. Fishman & Longstaff introduisent également la possibilité de front-running, et montrent que cette pratique profite aussi aux agents non-informés, avec ou sans prise en compte des commissions.

Fishman & Longstaff (1992) testent ensuite certaines de leurs prévisions en analysant des données du Chicago Board of Trade (CBT). Ils montrent que les profits des broker-dealers sont supérieurs à ceux des dealers ne traitant que pour leur compte propre. De même, les profits des broker-dealers sont plus élevés lors des journées où ils pratiquent le dual trading que lorsqu'ils traitent uniquement pour leur propre compte. Enfin, les profits des clients sont plus élevés les journées où les brokers traitent aussi pour leur propre compte que lors des journées où ils ne traitent pas pour leur compte. Ces divers résultats sont cohérents avec l'hypothèse selon laquelle les dual traders tirent un avantage informationnel des ordres de leurs clients.

Forster & George (1992), qui étudient les effets de l'anonymat des agents non-informés, adoptent une approche semblable à celle de Madhavan (1996). Pour Forster & George, l'anonymat des transactions non-informées signifie que ni la direction ni l'ampleur de ces transactions ne sont connues. Ils analysent donc ce qui résulte de la révélation de ces deux caractéristiques. Leur modèle est peuplé d'agents neutres au risque de plusieurs types : des « maximisateurs de profits », dont certains ont une information sur la vraie valeur du titre et d'autres pas, des agents traitant pour des raisons de liquidité purement exogènes, et un teneur de marché qui fixe un prix basé sur la valeur espérée de l'actif conditionnelle au flux d'ordres. Différents types d'anonymat sont considérés, selon les agents qui reçoivent l'information : la diffusion peut être absente, limitée au teneur de marché, limitée aux agents maximisateurs, ou bien totale.

La révélation de la *direction* des transactions non-informées (s'agit-il d'une offre ou d'une demande nette ?) permet de réduire les coûts de transaction de ces agents. Cela signifie donc que la pratique du sunshine trading (cas de la révélation à l'ensemble du marché) et celle du dual trading (révélation limitée aux agents maximisateurs) sont bénéfiques aux liquidity traders. À nombre d'informés constant, il n'y a aucun impact sur la profondeur du marché ni sur son efficience. Lorsque la révélation n'est pas faite au teneur de marché, elle diminue les incitants à acquérir de l'information sur la valeur du titre. La diffusion totale de l'*ampleur* du liquidity trading a pour effet de diminuer les coûts de transaction des liquidity traders – pour autant qu'il y ait suffisamment d'agents informés –, de

réduire la profondeur du marché, et d'encourager (de décourager) les agents à acquérir une information coûteuse (bon marché). Il n'y a de nouveau aucun impact sur l'efficacité du marché. Bien que la distinction faite dans le modèle entre direction et ampleur de la révélation rende toute conclusion difficile, il semble que la réduction de l'anonymat puisse être bénéfique aux liquidity traders sans pour autant affecter négativement l'efficacité du marché.

Seppi (1990) développe un modèle portant sur le marché des transactions de bloc. Il considère un jeu multi-périodique à horizon fini, avec quatre catégories d'agents neutres au risque : un groupe de petits liquidity traders, un investisseur institutionnel stratégique traitant pour des raisons informationnelles ou de liquidité, un groupe de spécialistes en concurrence sur le marché principal (*downstairs market*), et un groupe de dealers en concurrence sur un marché réservé aux transactions de bloc (*upstairs market*). Les petits investisseurs passent leurs ordres sur le marché central, qui est anonyme. L'institutionnel, qui découvre son « type » – informé ou non-informé – avant le début du jeu, doit choisir entre soumettre un bloc aux dealers au temps 0 ou passer une série d'ordres sur le marché principal. Les dealers absorbent les transactions de bloc à partir de leur propre stock. L'absence d'anonymat sur le marché des blocs permet de faire respecter un engagement de l'institutionnel à ne pas traiter d'autres titres tant que le dealer n'a pas éliminé la position acquise par la transaction de bloc, et ceci via une pénalité appliquée en cas de non-respect. Seppi prouve l'existence de deux types d'équilibre : (i) un équilibre séparateur, où un institutionnel traite par blocs s'il doit rebalancer son portefeuille et va sur le marché principal s'il est informé ; (ii) un équilibre partiellement mélangeant, où un institutionnel non-informé choisit le marché des blocs, tandis qu'un informé adopte une stratégie mixte entre le marché des blocs et le marché principal. Cela signifie donc que l'agent non-informé qui agit de manière stratégique bénéficie d'un marché où il peut être identifié.

Madhavan & Cheng (1997) fournissent des résultats empiriques qui supportent les prédictions de Seppi (1990). Ils analysent les transactions de bloc exécutées sur les marchés upstairs et downstairs pour les 30 titres constituant le Dow Jones Industrial Average (DJIA) Index. Ils concluent que les impacts de prix des grosses transactions sont plus faibles sur le marché des blocs, ce qui est cohérent avec l'idée selon laquelle ce marché est utilisé essentiellement par des traders qui peuvent signaler de façon crédible que leurs transactions ne sont pas informées. Cependant, il semble que la différence de coûts soit économiquement faible pour une transaction de taille moyenne dans leur échantillon. Des résultats similaires mais plus tranchés sont obtenus par Smith et al. (2001), Booth et al. (2002) et Bessembinder & Venkataraman (2004) respectivement sur le Toronto Stock Exchange, le Helsinki Stock Exchange et la Bourse de Paris.

Benveniste et al. (1992) étudient les effets des relations qui peuvent se développer entre

le spécialiste et les brokers sur un parquet comme celui du NYSE. Ils construisent un modèle où sont présents un spécialiste, des brokers et des traders plaçant des ordres au marché, soit parce qu'ils sont informés ou pour des raisons de liquidité. Tous les agents sont neutres au risque, et toutes les transactions passent par le spécialiste, qui propose un bid et un ask tels que son profit espéré est nul. Les auteurs comparent les équilibres émergeant dans deux régimes. Dans le premier, le spécialiste est « passif », c'est-à-dire qu'il ne peut distinguer les deux types de traders. Ce régime est équivalent à une structure dans laquelle les ordres arrivent directement chez le spécialiste, sans intervention intermédiaire d'un broker. Dans le second régime, le rôle du broker est plus explicite, et la transaction se passe en deux temps : (i) les brokers reçoivent les ordres de leurs clients et observent un signal imparfait sur leur motivation et (ii) ils passent ces ordres au spécialiste en les présentant comme informés ou non-informés. De plus, le spécialiste est « actif » en ce sens qu'il peut observer, mais *après* la transaction, l'information qui était à disposition du broker au moment où il a soumis ses ordres ; cela lui permet de sanctionner les brokers qui ont menti en présentant une transaction informée comme étant non-informée⁴⁰.

Dans le premier régime, le seul équilibre possible est un équilibre mélangeant, où le spécialiste propose un spread unique pour les deux catégories d'agents – informés et non-informés. Dans le second régime, il est possible d'atteindre un équilibre séparateur, où le spécialiste cote des spreads différents selon le type d'agents. Les termes de la transaction sont plus favorables pour les agents non-informés (et parfois également pour les informés) dans ce second cas de figure, de sorte que l'équilibre séparateur « Pareto-domine » l'équilibre mélangeant. De plus, la capacité qu'a le spécialiste de sanctionner ceux qui exploitent leur avantage informationnel lui permet de garder le marché ouvert dans des circonstances d'asymétrie informationnelle extrême où un marché mélangeant serait fermé. Benveniste et al. (1992) concluent donc que la relation durable entre les brokers et les dealers permet de réduire les effets de l'asymétrie informationnelle.

Battalio et al. (2007) fournissent des résultats empiriques en cohérence avec les prédictions théoriques de Benveniste et al. (1992). Ils analysent les situations sur le parquet du NYSE où le spécialiste change *physiquement* de lieu de transaction sans être suivi par tous les brokers qui traitaient auparavant avec lui. Ils montrent tout d'abord que ce changement de localisation entraîne une hausse des coûts de transaction (spread effectif) dans les jours qui le précèdent et ceux qui le suivent. Cette hausse est plus marquée pour les titres les plus affectés par la sélection adverse. Plus intéressante encore est l'observation que, dans les premiers jours qui suivent la relocalisation, les coûts de transaction

⁴⁰L'intérêt qu'a le broker de mentir résulte du fait qu'il peut profiter d'une partie du gain obtenu par un agent informé traitant comme s'il était non-informé. La sanction imposée par le spécialiste consiste en un coût fixe et en l'engagement de traiter toutes les futures transactions présentées par le broker comme si elles étaient informées.

sont plus faibles pour les brokers qui ont suivi le spécialiste que pour les nouveaux brokers.

Deux autres études empiriques se basent sur les résultats de Benveniste et al. (1992). Garfinkel & Nimalendran (2003) définissent l'anonymat comme la mesure dans laquelle un trader peut être reconnu comme étant informé ou non. Ils testent l'hypothèse que le NYSE est moins anonyme que le Nasdaq, en comparant l'effet de transactions d'initiés sur le comportement des teneurs de marché dans chacune des deux structures⁴¹. Garfinkel & Nimalendran montrent que le spécialiste sur le NYSE accroît le spread effectif de façon plus prononcée que les dealers sur le Nasdaq lors de transactions d'initiés, ce qui supporte leur hypothèse⁴².

L'idée que l'absence d'anonymat permette au spécialiste d'estimer la probabilité qu'une transaction soit informée est aussi le point de départ de Theissen (2003). D'après lui, le spécialiste profite de cette connaissance pour pratiquer une discrimination par les prix, c'est-à-dire coter un spread large et accorder une amélioration de prix aux traders supposés non-informés. En employant des données du Frankfurt Stock Exchange, il met en évidence deux faits qui supportent cette hypothèse : (i) bien que l'amélioration de prix soit a priori défavorable au spécialiste, cela ne résulte pas pour autant en des transactions moins profitables, ce qui supporte l'idée qu'elles proviennent d'agents non-informés ; (ii) l'ajustement de prix est plus important pour les transactions ayant lieu aux prix cotés que pour celles qui s'exécutent à l'intérieur de la fourchette. Theissen (2003) conclut donc que l'anonymat ne peut s'obtenir sans un coût, celui d'un plus grand risque de sélection adverse⁴³.

En résumé, et à l'exception notable de Madhavan (1996), une idée commune traverse la plupart des articles présentés dans cette section : le fait que la révélation de l'identité des demandeurs de liquidité améliore les termes de la transaction pour ces agents.

L'anonymat des fournisseurs de liquidité

Foucault et al. (2006) étudient la problématique de l'anonymat des fournisseurs de liquidité dans un marché dirigé par les ordres. Ils développent un modèle dans lequel

⁴¹Les auteurs définissent une transaction d'initié comme une transaction provenant de membres de l'entreprise.

⁴²Notons que cette approche est assez particulière, car l'anonymat y est considéré comme la conséquence du comportement des agents, et non comme une caractéristique exogène de la structure des marchés.

⁴³Remarquons que cette étude ne fournit pas de comparaison entre des systèmes qui se différencient par leur niveau d'anonymat. Bien que nous acceptons l'idée que le spécialiste gère le risque de sélection adverse, il nous paraît difficile d'établir un lien direct entre le comportement du spécialiste et l'absence d'anonymat.

certains fournisseurs de liquidité disposent d'une information sur la volatilité future – cette information est utile vu que les ordres d'achat (de vente) à cours limité peuvent être assimilés à des options put (call) gratuites. Leur modèle considère trois dates. Trois types d'agents peuvent passer des ordres à cours limité à la date 0 : des *pre-committed traders*, qui doivent acheter ou vendre un certain nombre de titres, des *dealers informés* et des *dealers non-informés*, qui cherchent à maximiser leurs profits. Les dealers informés savent si un évènement informationnel aura lieu ou non à la date 1, sans pour autant connaître le sens de cette information – bonne ou mauvaise. Plus spécifiquement, l'introduction d'ordres à cours limité à la date 0 a lieu en deux étapes : (i) un *leader*, qui peut être un dealer informé ou un pre-committed trader, soumet son ordre ; (ii) un *suiveur*, d'office dealer non-informé, observe l'état du carnet et décide d'améliorer ou non la liquidité. Dans un marché « transparent » le suiveur peut également observer l'identité du leader, ce qui n'est pas le cas dans un marché « anonyme ». Les ordres au marché sont soumis à la date 1, par deux types de traders : des *spéculateurs*, qui connaissent la vraie valeur du titre – ils savent donc non seulement si une information a eu lieu, mais également dans quel sens elle a affecté le titre – ou des *liquidity traders*.

Les auteurs montrent que la fourchette de prix constitue un signal sur la volatilité attendue par les traders à cours limité. Lorsque l'information sur la volatilité est symétrique – par exemple parce qu'elle est diffusée publiquement – l'anonymat n'a aucun impact sur le spread ni sur son contenu informationnel. Il n'en va pas de même lorsque certains traders ont une information sur la volatilité future. Lorsque la proportion de dealers informés est faible, l'anonymat provoque une diminution de la fourchette de prix. En effet, en cas d'information, le dealer informé agit prudemment en proposant un spread large. Pour le suiveur non-informé, qui ne peut observer l'identité du leader, ce spread ne constitue qu'un signal faible qu'il y a un risque d'information puisqu'il émane probablement d'un pre-committed trader. Il en résulte que le suiveur réagit plus agressivement – réduit la fourchette ou augmente la profondeur – que s'il avait pu observer l'identité du leader. De plus, comme les dealers non-informés interviennent davantage, le contenu informationnel du spread est plus faible. Les effets inverses sont observés lorsque la proportion de dealers informés est grande : le passage à l'anonymat augmente la fourchette de prix et son contenu informationnel.

Bien que le modèle ne permette pas de déterminer précisément dans quel sens évoluent le spread et son contenu informationnel suite à un passage à l'anonymat, il établit néanmoins clairement que tous deux doivent évoluer simultanément dans le même sens. Les auteurs testent leurs prédictions en profitant de l'expérience naturelle que représente le passage à l'anonymat sur Euronext Paris le 23 avril 2001. Ils montrent que cet évènement s'est traduit par une baisse des fourchettes cotée et effective. Si le spread permet bien de prédire la volatilité future, il apparaît que la relation est plus faible après le passage

à l'anonymat. En d'autres termes, tant le spread que son contenu informationnel ont diminué après le 23 avril 2001.

Rindi (2004) analyse également l'anonymat des fournisseurs de liquidité, mais au travers d'un modèle très différent de celui développé par Foucault et al. (2006). Elle considère un marché d'enchère à la Grossman & Stiglitz (1980), où tous les ordres placés sont exécutés à un prix unique qui équilibre le marché. Trois types d'agents interviennent : des traders informés et non-informés, tous averses au risque, et un groupe de noise traders neutres au risque. L'étude se concentre sur deux régimes de transparence extrêmes : un marché « anonyme », où les traders n'observent que le prix, et un marché « totalement transparent », où le prix, le flux d'ordres et l'identité des agents sont publiquement disponibles⁴⁴.

À nombre d'informés constant, la transparence améliore la liquidité du marché – mesurée via l'impact de prix d'un ordre passé par un noise trader. Par contre, lorsque le nombre d'agents informés est déterminé de façon endogène, le résultat inverse prévaut. L'élément déterminant réside dans le fait que les agents informés sont les meilleurs fournisseurs de liquidité⁴⁵. Lorsque leur nombre est fixé de manière exogène, la transparence rend les non-informés « quasi informés », ce qui permet d'améliorer la liquidité. Lorsque l'information est endogénéisée, la transparence diminue les avantages liés à la détention d'information, réduisant le nombre d'agents informés et donc la liquidité du marché. Dans ce modèle, l'efficiency informationnelle est toujours améliorée par la transparence, tandis que les effets sur la volatilité sont ambigus.

Les prédictions théoriques de Rindi (2004) sont testées expérimentalement par Perotti & Rindi (2006), qui développent un marché de double enchère continu dont ils comparent deux structures, l'une anonyme et la seconde transparente. Dans leur design expérimental, chaque session est précédée d'un *marché de l'information*, où les traders peuvent acheter un signal sur la valeur de l'actif, ce qui permet donc d'endogénéiser l'acquisition d'information, conformément au modèle théorique. Si le nombre d'informés est connu dans un marché anonyme, le nombre *et* l'identité des informés sont diffusés publiquement dans une structure transparente. Les résultats supportent en partie les prédictions théoriques, car la transparence se traduit bien par une réduction du nombre d'agents informés, ce qui détériore la liquidité du marché. La transparence réduit également la volatilité observée. Les effets sur l'efficiency sont par contre beaucoup moins tranchés.

⁴⁴Un troisième régime, qualifié de « partiellement transparent » et où les participants observent le flux d'ordres et le prix mais pas les identifiants, est également pris en compte mais analysé avec moins de précision.

⁴⁵Ce comportement est contraire à celui généralement modélisé dans la littérature théorique, où les informés sont la plupart du temps supposés employer des ordres au marché, et donc agir comme demandeurs de liquidité. Bloomfield et al. (2005) montrent cependant dans leur marché expérimental que les agents informés émergent comme des fournisseurs de liquidité naturels, conformément à l'hypothèse de Rindi (2004).

La question de l'anonymat a également été abordée de manière indirecte dans l'étude expérimentale de Plott & Sunder (1982). Les auteurs cherchent à savoir quel modèle de dissémination d'informations est le plus adéquat pour expliquer les résultats des comportements observés en laboratoire⁴⁶. Ils mettent au point un marché expérimental où coexistent des agents non-informés et informés, et arrivent à la conclusion que les résultats concordent davantage avec les prédictions du modèle des anticipations rationnelles, ce qui signifie donc que les agents utilisent les informations offertes par le marché pour mettre à jour leurs croyances sur l'état de la nature qui a été tiré au sort.

Dans la discussion portant sur l'information qui est utilisée par les agents, Plott & Sunder (1982) envisagent la possibilité que la connaissance de l'identité des traders informés puisse jouer un rôle. En effet, leur marché est organisé selon une double enchère orale, où les agents peuvent voir qui place les ordres. Bien que l'identité des informés ne soit pas divulguée, il est possible que les non-informés soient capables de la deviner. Afin d'étudier cette possibilité, les auteurs ont distribué au terme de l'expérience un questionnaire destiné à voir si les sujets ont pu identifier les agents informés. Il en ressort que les informés étaient mieux à même de deviner l'identité des autres informés, et que la plupart des non-informés ont pu correctement identifier un informé au moins. Plott & Sunder (1982) analysent également brièvement les propositions d'achat et de vente et concluent que ce sont probablement des *bids* et *offers* « critiques » qui transmettent l'information, davantage que la capacité à identifier les informés⁴⁷.

Si Plott & Sunder semblent donc minimiser le rôle joué par l'identification des informés, Banks (1985) accorde une attention plus importante à cet élément. Il note en effet que dans l'expérience de Plott & Sunder (1982), les agents informés étaient toujours les mêmes, ce qui rendait plus facile la découverte de leur identité. Il a donc procédé à une réplique de l'expérience, dans laquelle le rôle d'agent informé variait d'un marché à l'autre. Si la majeure partie des conclusions restent valables, il apparaît cependant que la seule observation du prix de marché n'est pas suffisante pour permettre aux non-informés d'inférer l'état de la nature qui prévaut.

Au niveau empirique, trois articles – outre l'étude de Foucault et al. (2006) présentée plus haut – ont analysé les conséquences d'un changement d'anonymat sur différents marchés. Comerton-Forde et al. (2005) utilisent les expériences naturelles qu'ont connues Euronext Paris, le Tokyo Stock Exchange et le Korea Stock Exchange à la suite de l'introduction de l'anonymat dans les deux premiers cas, et de sa suppression dans le troisième. Leurs résultats montrent que l'anonymat est associé à une amélioration de

⁴⁶Ils considèrent essentiellement le modèle de l'*information préalable* (*prior information*) et celui des *anticipations rationnelles*.

⁴⁷Plott & Sunder affirment ainsi (page 688) « We conjecture, however, that the ability to identify the insiders is not a necessary condition for convergence in these markets ». L'emphasis provient des auteurs.

liquidité, car les fourchettes de prix sont toujours plus faibles lorsque les marchés sont sous un régime anonyme.

Les deux autres articles s'intéressent à l'introduction de l'anonymat en 1997 sur le marché des obligations d'État italiennes MTS. Albanesi & Rindi (2000) se penchent sur le comportement des traders, et montrent que le changement de 1997 s'est traduit par une importante diminution de l'autocorrélation positive des transactions. Selon les auteurs, lorsque l'identifiant des market makers – qui ont une meilleure connaissance du marché – est divulgué, les plus petits traders peuvent en profiter pour exploiter l'information et agir comme des « passagers clandestins ». Cela incite les teneurs de marché les plus importants à fractionner leurs ordres afin de ne pas dévoiler leur stratégie. Lorsque le marché est anonyme, le risque de *free riding* est beaucoup moins présent, ce qui réduit la fragmentation des ordres et donc l'autocorrélation.

Scalia & Vacca (1999) offrent une étude complète des effets du passage à l'anonymat sur MTS. Ils mettent en évidence une diminution du nombre de petits traders et une augmentation du nombre de transactions de bloc, ce qu'ils considèrent comme cohérent avec l'hypothèse selon laquelle l'anonymat profite (est néfaste) aux traders informés (non-informés). Scalia & Vacca montrent également que lorsque le marché est anonyme, les traders ont tendance à retarder leurs transactions dans la journée afin d'acquérir de l'information au travers du flux d'ordres – phénomène du « jeu d'attente » . Les auteurs s'intéressent également à diverses variables de qualité de marché, et arrivent aux constatations suivantes : (i) l'anonymat s'est traduit par une augmentation du volume de transactions et une diminution de la fourchette et de l'impact de prix, donc globalement par une amélioration de la liquidité du marché ; (ii) le marché anonyme est caractérisé par une moindre volatilité ; (iii) en étudiant les relations *lead-lag* entre MTS et le marché des futures – en l'occurrence le LIFFE (London International Financial Futures and options Exchange) –, il apparaît que la fréquence des cas où MTS (le LIFFE) devance le LIFFE (MTS) augmente (diminue) suite au passage à l'anonymat, ce qui révèle une amélioration de l'efficacité du marché.

Les marchés parallèles

Nous abordons dans cette partie les analyses réalisées dans le cas où un actif peut être traité simultanément sur des marchés différents, se distinguant notamment par leur niveau d'anonymat.

Desgranges & Foucault (2005) développent un modèle dans l'esprit de Benveniste et al. (1992). Ils considèrent un investisseur qui désire traiter un actif, pour des raisons informationnelles ou bien à la suite d'un choc de liquidité, et qui a le choix entre deux

marchés : il peut s'adresser à un dealer avec lequel il établit une relation de long terme ou soumettre son ordre sur un marché anonyme où des dealers sont en concurrence. Desgranges & Foucault montrent que la pratique de l'amélioration de prix peut émerger comme le résultat de la relation de long terme avec le dealer, qui « écrème » donc les transactions non-informées⁴⁸. Cela a pour effet d'accroître le problème d'asymétrie informationnelle sur le marché anonyme, où les spreads sont donc plus importants. La présence de la relation de long terme a donc un effet néfaste sur les investisseurs qui ne peuvent s'engager dans ce genre de relations et n'ont d'autre choix que de traiter sur le marché anonyme. Les investisseurs qui peuvent développer une relation sont eux aussi parfois pénalisés, car il leur arrive également de devoir traiter sur le marché anonyme.

Plusieurs articles empiriques se sont penchés sur la concurrence présente entre le Nasdaq et les ECNs. Barclay et al. (2003) montrent que les ECNs attirent plus d'ordres informés que les teneurs de marché, car l'impact de prix permanent est plus élevé pour les transactions exécutées sur les ECNs, qui interviennent également davantage dans l'explication de la variance de prix des actions (de 60 à 100% en plus par rapport aux transactions sur le Nasdaq). Les auteurs interprètent ce résultat comme découlant directement du caractère anonyme des ECNs. Simaan et al. (2003) analysent le comportement de cotation des teneurs de marché sur le Nasdaq et les ECNs, et montrent qu'ils proposent des prix plus agressifs – autrement dit réduisent le spread – lorsqu'ils passent des ordres à cours limité sur les ECNs. Leur interprétation est que l'anonymat qui prévaut sur les ECNs empêche l'émergence d'une collusion tacite, et ils concluent donc qu'une réduction de la transparence pré-transactionnelle devrait améliorer la concurrence sur le Nasdaq.

D'autres études se sont focalisées sur le marché allemand. Grammig et al. (2001) adaptent le modèle d'Easley et al. (1996) et calculent la *Probability of Information-Based Trading* (PIN) pour les 30 titres qui constituent l'indice DAX et qui sont traités simultanément sur le parquet et sur le système électronique anonyme IBIS (Integriertes Borsenhandels- und Informations-System) du Frankfurt Stock Exchange. Leur principal résultat est que la PIN, qui affiche une corrélation positive avec le spread et la composante de sélection adverse du spread, est significativement plus faible sur le parquet que dans l'environnement électronique. Ils concluent donc que les traders informés préfèrent traiter dans un système anonyme. C'est également la conclusion de Theissen (2002), qui compare les coûts de transaction pour les actions traitées simultanément sur le parquet et sur IBIS, et montre que la composante de sélection adverse du spread est moins élevée sur le parquet. Franke & Hess (2000) émettent l'hypothèse que le parquet est plus intéressant que le système électronique anonyme lors des périodes d'intense activité informationnelle. Ils analysent les transactions des contrats Bund-Futures sur le système électronique DTB (Deutsche Terminbourse) et sur le parquet du LIFFE. En comparant les parts de marché

⁴⁸Ce résultat est conforme aux conclusions de Theissen (2003), présentées à la section 1.4.1.

des deux systèmes sous des régimes de volatilité et de volume différents, ils obtiennent des résultats conformes à leur hypothèse.

Jain et al. (2006) s'intéressent au London Stock Exchange, où un marché de contrepartie non-anonyme côtoie le carnet d'ordres anonyme SETS (Stock Exchange Electronic Trading Service). Bien que la PIN ne diffère pas entre les deux systèmes, l'impact de prix permanent est plus élevé sur SETS que sur le marché de contrepartie. Cai et al. (2007) analysent le même marché et montrent que la composante de sélection adverse du spread est plus élevée dans le carnet d'ordres.

Les articles que nous venons de passer en revue aboutissent tous à la conclusion qu'un système anonyme est caractérisé par un degré plus élevé d'asymétrie informationnelle. Bien qu'ils n'étudient pas des marchés fonctionnant en parallèle, Heidle & Huang (2002) fournissent un résultat fort similaire. Ces auteurs montrent en effet que la PIN et la fourchette de prix diminuent lorsque des titres passent d'un marché de contrepartie (le Nasdaq) à un marché d'enchère (le NYSE ou l'Amex) et interprètent cela comme un résultat direct des différents niveaux d'anonymat entre les systèmes. D'autres exemples de cette relation entre anonymat et asymétrie informationnelle peuvent également être trouvés dans les résultats que nous avons résumés à la section 1.4.1 dans le cas des transactions de bloc – la coexistence de marchés upstairs et downstairs peut d'ailleurs être considérée comme un cas particulier des marchés parallèles.

À notre connaissance, seuls Reiss & Werner (2005) contredisent ce fait largement accepté. Ces auteurs étudient également le LSE, mais se concentrent sur les transactions entre dealers. À Londres, les dealers qui veulent traiter entre eux ont le choix entre deux mécanismes : un marché de contrepartie « direct », et quatre *brokered systems* où les dealers reçoivent les informations de manière électronique et négocient par téléphone via des brokers intermédiaires. Reiss & Werner montrent que les améliorations de prix sont plus importantes et les impacts de prix plus faibles sur le second système, ce qui signifie donc qu'il y a moins de sélection adverse dans la structure anonyme. Deux éléments peuvent se trouver à l'origine de la différence de résultats par rapport aux articles précédents : la prise en compte des seules transactions entre dealers et le fait que seuls les dealers ont accès aux *brokered systems*.

Enfin, Griffiths et al. (1998) s'intéressent non à l'asymétrie informationnelle, mais bien au comportement des traders. Ils mettent en évidence une réduction de l'effet diagonal lorsque des actions cotées sur le Toronto Stock Exchange sont transférées du parquet vers le système de négociation électronique⁴⁹. Ils associent cette découverte à une réduction de comportement imitatif dû au passage d'un système transparent à un système anonyme.

⁴⁹L'effet diagonal, découvert par Biais et al. (1995), fait référence à un phénomène fréquemment observé sur des marchés dirigés par les ordres, où des ordres de même type ont tendance à se succéder.

1.4.2 L'anonymat post-transactionnel

La question de l'anonymat post-transactionnel a attiré un volume de recherche relativement limité.

Au niveau théorique, Fishman & Hagerty (1995) s'intéressent à la diffusion des transactions réalisées par une classe d'agents bien particulière : les « initiés ». Ils considèrent un modèle à deux périodes, peuplé d'agents non-informés et d'un initié, tous averses au risque. Un teneur de marché neutre au risque et concurrentiel propose un bid et un ask à chacune des deux périodes. L'agent initié peut traiter pour des raisons informationnelles, ou bien simplement pour équilibrer son portefeuille. Les auteurs comparent les équilibres de deux structures : l'une où les transactions réalisées par l'initié à la première période sont diffusées avant la seconde période, et la deuxième où aucune information n'est diffusée. Il apparaît que la diffusion peut profiter à l'initié aux dépens des non-informés, via une détérioration de la liquidité à la seconde période. Cette conclusion étonnante résulte du fait que seule la transaction de l'initié est révélée au marché, et non sa motivation. Ceci permet donc à un initié non-informé de manipuler le marché pour effectuer une transaction profitable à la seconde période⁵⁰. Fishman & Hagerty (1995) montrent cependant que l'initié a presque toujours une préférence pour un marché opaque.

Trois articles empiriques proposent une analyse de l'anonymat post-transactionnel. Waisburd (2004) étudie les effets de la diffusion de l'identité des contreparties des transactions sur la liquidité du marché, en se concentrant sur 27 actions de la Bourse de Paris qui ont changé de segment de marché, entre le *Continu A* anonyme et le *Continu B* transparent. Il conclut que la diffusion post-transactionnelle des identités réduit les coûts de transaction, car tant le spread coté que le spread effectif sont plus faibles sur le Continu B. Il apparaît cependant que la composante de sélection adverse de la fourchette de prix n'est pas affectée par la transparence, et que c'est donc le spread réalisé qui connaît une diminution. Waisburd estime que la transparence réduit probablement les coûts d'inventaire plutôt que ceux liés au traitement des ordres. D'après l'auteur, ce résultat est compatible avec les conclusions de Naik et al. (1999) et de Lyons (1996) présentées à la Section 1.3.1, dans le sens où une plus grande transparence peut inciter les traders à participer davantage au partage de risque.

Frino et al. (2005) adoptent une approche totalement différente. Ils commencent par développer un modèle théorique inspiré de Glosten & Milgrom (1985) et Easley & O'Hara (1987). Il s'agit donc d'un modèle de transactions séquentielles, dans lequel le titre peut prendre deux valeurs (« haute » ou « basse »), un teneur de marché propose un prix d'achat et de vente, et chaque nouvel agent qui se présente pour traiter a une certaine

⁵⁰La probabilité que l'initié soit informé doit d'ailleurs être suffisamment faible que pour que ce dernier puisse bénéficier de la diffusion.

probabilité μ d'être informé. Par rapport au modèle classique, les auteurs ajoutent la possibilité que le même trader se présente pour la seconde transaction. Ils démontrent que deux achats consécutifs par un même trader constituent un signal plus important en faveur d'une valeur haute pour le titre que deux achats consécutifs par des traders différents (le raisonnement étant symétrique pour deux ventes successives)⁵¹. Frino et al. (2005) procèdent ensuite à une étude empirique sur l'Australian Stock Exchange, où les identités des contreparties sont diffusées à l'ensemble du marché. Conformément à leur hypothèse, ils montrent que l'impact de prix est plus important lorsque les transactions sont initiées par le même trader que lorsqu'elles sont initiées par deux traders différents. Leur conclusion est donc que la diffusion post-transactionnelle des identités est une bonne chose pour l'efficacité des marchés.

Eom et al. (2006) mettent à profit une caractéristique propre à la bourse coréenne. Ce marché diffuse en effet pour chaque action la liste des cinq plus gros acheteurs et vendeurs de la journée, liste qui est mise à jour toutes les minutes. Étant donné le rôle important joué par les sociétés étrangères sur ce marché, les auteurs analysent via une étude d'événements ce qui se passe lorsqu'une société non-coréenne apparaît dans la liste en question. Il ressort notamment que les rendements moyens sont négatifs (positifs) après qu'une société étrangère est apparue dans la liste des plus gros vendeurs (acheteurs). Le volume de transactions augmente et la durée diminue après un événement ; la liquidité se trouve quant à elle améliorée. Une stratégie hypothétique d'imitation du comportement des sociétés étrangères – consistant par exemple à acheter un titre après un événement « acheteur » et clôturer la position au bout de 30 minutes – engendrerait un rendement positif. Ces résultats tendent donc à montrer que les sociétés étrangères possèdent une information supérieure aux sociétés domestiques – ou du moins sont perçues comme telles –, mais également, conformément aux conclusions de Frino et al. (2005), que la diffusion de leur identité améliore la qualité du marché.

1.5 Conclusion

Au terme de cette revue de la littérature, il apparaît clairement que la relation entre transparence et qualité des marchés est ambiguë. Ce sentiment découle notamment des résultats contradictoires mis en évidence dans certaines études traitant d'événements pourtant similaires. Le cas le plus troublant est sans doute celui de la diffusion du carnet d'ordres. Si Boehmer et al. (2005) et Hendershott & Jones (2005) concluent par exemple aux effets bénéfiques de la diffusion du carnet sur le NYSE et sur Island, Madhavan et al. (2005) fournissent un résultat diamétralement opposé pour la bourse de Toronto.

⁵¹Notons que cela n'est vrai que si la probabilité que le même trader informé réapparaisse à la seconde transaction dépasse une valeur critique.

En ce qui concerne la question de la transparence vue dans son ensemble, nous ne pouvons donc que fournir des conclusions qui sont d'un ordre très général. Nous pouvons ainsi suivre le point de vue de Madhavan (2000), qui offre les commentaires suivants :

1. Une amélioration de la transparence est généralement bénéfique à l'efficience informationnelle du marché.
2. Une transparence totale n'est probablement pas désirable, car certains traders préfèrent ne pas révéler leurs intentions ; l'importance du phénomène des ordres cachés en est un exemple parlant.
3. Un certain niveau de transparence – par opposition à une opacité totale – permet d'améliorer la liquidité du marché ; les études portant sur les changements survenus sur les marchés d'obligations vont toutes dans ce sens.
4. Des changements de transparence profitent probablement à un groupe de traders au détriment d'un autre groupe ; il n'existe pas de structure de marché unique considérée comme idéale par toutes les parties prenantes.

Au niveau de la problématique de l'anonymat, les conclusions que nous pouvons tirer paraissent plus précises. Ainsi :

1. Les agents informés préfèrent traiter dans une structure de marché anonyme.
2. Les agents non-informés qui demandent de la liquidité préfèrent des structures non-anonymes, qui leur permettent de signaler au marché le caractère non-informé de leurs transactions, et donc de bénéficier d'une réduction des coûts de transaction.
3. La révélation de l'identité des fournisseurs de liquidité est néfaste à la liquidité du marché.
4. La diffusion post-transactionnelle des identifiants bénéficie à la liquidité et surtout à l'efficience du marché.

Les études que nous avons couvertes jusqu'à présent ont comme caractéristique commune de se focaliser sur l'un ou l'autre aspect bien spécifique de la transparence, et en général sur un marché bien précis. Swan & Westerholm (2005) offrent quant à eux une analyse qui se veut beaucoup plus globale, et qui nous semble intéressante pour clôturer ce premier chapitre.

Les auteurs y étudient la problématique de la transparence sur 33 bourses représentant 96% de la capitalisation boursière mondiale. Au travers d'un système d'équations structurelles, ils analysent dans quelle mesure divers aspects liés à la transparence des marchés influencent le volume de transactions, qui est d'après eux la variable que les bourses devraient chercher à maximiser. Leurs conclusions sont les suivantes : (i) les

marchés dirigés par les ordres sont plus performants que ceux dirigés par les prix⁵² ; (ii) un faible niveau de transparence post-transactionnelle – sous la forme d’un délai de diffusion des transactions de bloc – est néfaste à la qualité du marché ; (iii) la diffusion pré-transactionnelle des identités des agents affecte positivement les marchés ; (iv) les ordres cachés sont bénéfiques ; (v) le nombre de limites diffusées publiquement dans un carnet d’ordres devrait idéalement être égal à 9.

Ces résultats doivent bien évidemment être interprétés avec prudence. En effet, les marchés qui sont comparés se distinguent par bien d’autres dimensions que celles relevant de la transparence. D’autre part, l’accent mis sur le volume de transactions ne recouvre pas les nombreux aspects qui permettent de définir la qualité d’un marché. La conclusion générale est cependant similaire à celle que nous avons formulée plus haut : la transparence est globalement bénéfique à la qualité des marchés, mais certaines zones d’ombre semblent nécessaires.

⁵²La notion de meilleure « performance » ou « qualité » dans les points (i) à (v) fait donc bien référence à la maximisation du volume traité.

Chapitre 2

A comparison of alternative spread decomposition models on Euronext Brussels

This chapter focuses on the results provided by several spread decomposition models that are applied to 19 stocks belonging to the Belgian BEL20 Index traded on Euronext Brussels.

The first section explains why we think this analysis is worthwhile. In the second section, we provide a clear typology of the existing spread decomposition models. The third section discusses spread decomposition in order-driven environments, describes the microstructure of Euronext Brussels and presents some descriptive statistics for our sample. Spread components estimates given by the alternative models are provided in the fourth section. The fifth section focuses on a comparison between adverse selection components and other information asymmetry proxies, and the last section concludes.

2.1 Motivation

The bid-ask spread, i.e., the difference between the best quotes available at the buy and sell sides of the market, has been the center of numerous studies in recent years. This spread represents the cost that an investor would incur if he bought and sold at the same time one unit of a financial asset, what is generally known as a “round-trip trade”. Alternatively, the spread represents the gain that a market maker – the liquidity supplier in a quote-driven market – would realize following a round-trip trade.

It is usually considered that the spread helps to cover three different costs:

- The first one, and historically the oldest identified in the literature, is the *order processing cost*; one can think for instance about different kinds of administrative costs linked to order execution.
- Some authors then argued that market makers use the spread to compensate for some unwanted inventory positions. Because of their role as liquidity suppliers, market makers are obliged to constantly post quotes and must be ready to play as counterparts for each trade; as a result, they bear an inventory risk due to positions away from their desired target level. The second spread component is thus the *inventory holding cost*. The relationship between the spread and inventory costs has been studied, among others, by Stoll (1978), Ho & Stoll (1981) and Amihud & Mendelson (1980).
- The third component is known as the *information asymmetry cost* or *adverse selection cost*. The basic idea, which was first developed by Bagehot (1971), is that a market maker always loses to informed traders, but recovers his losses with gains he earns from transactions with uninformed traders. The relationship between information asymmetry and the bid-ask spread has then been the object of numerous theoretical studies (see for instance Copeland & Galai (1983), Glosten & Milgrom (1985), Easley & O'Hara (1987)).

Since the mid 80's, several authors have attempted to empirically evaluate these various components of the bid-ask spread. The methods essentially vary in (i) the number of components they take into account (broadly speaking, some methods consider the existence of the inventory holding cost while the others do not) and (ii) the way they try to identify the considered components (a first class of methods is based on serial covariance properties of price changes, while a second class estimates the spread components thanks to regressions on a trade indicator variable).

These spread decomposition models have been largely used in empirical studies for various purposes. The examples we give hereunder are far from being exhaustive. By comparing the spread components between open outcry auction and automated order execution on the Sydney Futures Exchange, Wang (1999) shows that floor traders are better able to assess the presence of adverse information than screen traders. Saporta et al. (1999) prove that a reduction in the delay of reporting on the London Stock Exchange in January 1996 did not have any impact on the relative components of the spread, thereby suggesting that this change did not affect market liquidity. Menyah & Paudyal (2000) study how the spread components are affected by stock liquidity on the London Stock Exchange. Dennis & Weston (2001) analyze the relationship between the adverse selection component of the bid-ask spread and the ownership structure of firms and suggest that institutions and insiders are better informed than individual

investors. Elder et al. (2005) consider the impact of tracking stocks on the adverse selection component of spreads posted by market makers.

All the papers we have cited here above focus on quote-driven markets. Indeed, the intuition that lies behind the existence of the spread components, as well as the models proposed to estimate them, have all been developed within the context of quote-driven markets, where a market maker is obliged to post quotes at which he must be prepared to trade. However, the existence of the bid-ask spread in an order-driven environment has been theoretically showed [Foucault (1999), Glosten (1994)], and most of the spread decomposition models have been applied in order-driven markets [e.g., Silva & Chavez (2002), Vandelande (2002), Declerck (2002)]. The choice of the model is an important question, but we do not know any article that compares the results provided by various models within an order-driven environment. The idea that often guides the choice of the model to apply in an order-driven market is that the inventory holding component of the spread is not relevant because no market maker is committed to supply liquidity. While intuitively appealing, this hypothesis has nevertheless never been checked in the literature. Some features of order-driven markets, such as the presence of implicit market makers or what is known as “liquidity provider agreements”, prevent us from definitely eliminating models that estimate an inventory holding component. Our objective in this chapter is to compare the results provided by a wide range of spread decomposition models, including those that contain an inventory holding component, when they are applied in order-driven markets.

A first step can consist in checking whether the estimates provided by the alternative models are plausible and consistent with each other. A second step can analyze if the components measure what they pretend to measure. Indeed, while the spread decomposition models are often used in the empirical literature, there are still some doubts about whether the adverse selection component of the spread is really a proxy for information asymmetry. Neal & Wheatley (1998), for instance, do not find any significant difference between adverse selection components estimated for closed-end funds and for a matched sample of common stocks. This result seems puzzling for the authors who predicted lower adverse selection for closed-end funds, because they report their net asset values weekly which thus eliminates uncertainty about their current liquidation value. According to Neal & Wheatley, this suggests either that adverse selection arises primarily from factors other than current liquidation value or that the empirical models are misspecified.

Van Ness et al. (2001) examine the performance of five spread decomposition models by comparing the adverse selection estimates to other measures of information asymmetry – volatility, analysts forecast errors, dispersion of analysts earnings forecasts, etc. – and informed trading – the number of analysts who follow the stock and the percentage of

shares owned by institutions. As the adverse selection components appear unrelated to measures of uncertainty, the authors suggest that “the adverse selection models measure adverse selection weakly at best”. Another explanation, that they consider as less likely, is the weak ability of their corporate finance variables to measure information asymmetry. Clarke & Shastri (2001) obtain more optimistic results using a similar approach. They find that adverse selection estimates tend to be related to firm characteristics that should be ex-ante associated with information asymmetry, and that monthly changes in these estimates are significantly correlated with annual changes in the corporate finance proxy variables.

In the same spirit as Van Ness et al. (2001) and Clarke & Shastri (2001), we want to assess the validity of spread decomposition models, but once again within the context of an order-driven market. We will compare the adverse selection estimates with other information asymmetry proxies derived from the limit order book.

2.2 Two decades of spread decomposition models

This section is devoted to a quick survey of the main spread decomposition models developed in the literature. For each model, we identify the components that are estimated as well as other more specific characteristics. As our goal here is to provide a clear typology of these models, we will stay at a general level, leaving the presentation of more detailed equations for Section 2.4 where we apply some of those methods.

Broadly speaking, there are two general classes of spread decomposition models: (i) the *covariance-based models* and (ii) the *trade indicator models*.

The covariance-based models find their origin in Roll’s (1984) spread estimator. Under the assumption that the market maker faces only order processing cost, Roll proposes to estimate the quoted spread with the following formula : $S = 2\sqrt{-COV(\Delta P_t, \Delta P_{t-1})}$, where P_t is the transaction price at time t .¹

In Stoll’s (1989) model, following the introduction of the inventory holding and adverse selection components, the *realized spread*, defined as the difference between the price at which a dealer sells at one point in time and the price at which he buys at an earlier point in time, can be lower than the *quoted spread*. On the basis of two covariances, the covariance of price change and the covariance of quote change, his model provides an estimate of the realized spread expressed as a fraction of the quoted spread. The

¹Alternatively, it is possible to use the natural logarithm of the transaction price. In that case, ΔP_t is the continuously compounded rate of return and S is an estimate of the relative spread, i.e., the spread expressed as a fraction of the price.

difference between the realized spread and the quoted spread is the adverse selection component. The realized spread itself can be decomposed into the order processing and the inventory holding costs. Actually, the spread components are combinations of two other estimated parameters: π , the probability of trade reversal, and ∂ , the magnitude of a price change expressed as a fraction of the spread.

The π parameter is particularly interesting. If a market maker is risk-averse, he will try to reduce his inventory risk: after a buy (sell) trade from an investor, the market maker, who does not want to depart too far from a pre-specified target level of stock inventory, will revise his bid and ask quotes upward (downward), in order to induce sell (buy) transactions from the next investor. So the conditional probability that a particular trade is buyer- (seller-) initiated given that the previous one was seller- (buyer-) initiated is *higher* than 0.5. The presence of an inventory holding component is thus associated with a π value higher than 1/2.²

George et al. (1991) show that the spread estimates defined by Roll (1984) and Stoll (1989) are downward biased, because they do not take into account the time variation in expected returns. They propose a new approach that provides unbiased and efficient estimators of the spread and its components. Their approach uses a spread measure based on the serial covariance of the *difference* between transaction returns and returns using bid prices (which helps to eliminate the time-varying expected return). George et al. decompose the bid-ask spread in only two components: the order processing cost and the adverse selection cost.

In the covariance-based models of Stoll (1989) and George et al. (1991), two steps are necessary to obtain the spread components: (i) various serial covariances first need to be computed; (ii) these serial covariances are then regressed on the quoted spread.

In the trade indicator models, the spread components are estimated through a regression of price changes on a trade indicator variable, i.e., a variable that equals +1 if a trade is buyer-initiated and -1 if it is seller-initiated. George et al.'s (1991) model has been adapted by some authors (Neal & Wheatley (1998), Van Ness et al. (2001)) in order to obtain the spread components by directly regressing the difference between transaction returns and returns using bid prices on the trade indicator variable. This version of George et al. (1991) enters into the second category of spread decomposition models.

Glosten & Harris (1988) propose a model where the bid-ask spread is divided into order processing and adverse selection costs. The main originality of their approach is to consider these two components as linear combinations of trade size so that the spread itself can vary with trade size. After several trials, they argue that the best model

²Note that the unconditional probability that a given trade is buyer- or seller-initiated remains unchanged at 0.5.

specification is characterized by a constant order processing cost and an adverse selection cost that increases with trade size. This view is consistent with informed traders trading larger quantities in order to maximize the return on their private information (Easley & O'Hara (1987)).

Lin et al. (1995) also provide a 2-way decomposition model, with order processing and adverse selection costs. They have a slightly different approach, since their model is essentially based on the *effective spread*, i.e., the difference between transaction price and quote midpoint. Their model also provides a third parameter that represents the extent of order persistence. The various parameters are obtained through the non-simultaneous estimation of three different equations.

As in Glosten & Harris (1988) and Lin et al. (1995), the model of Madhavan et al. (1997) produces order processing and adverse selection spread components. In addition, their method provides an estimate for three other parameters: the probability a transaction takes place inside the spread, the probability of trade reversal and the first-order autocorrelation of the trade initiation variable.

Finally, Huang & Stoll (1997) propose a model which can encompass most of the previous ones: Roll (1984), Stoll (1989), George et al. (1991), Glosten & Harris (1988) and Madhavan et al. (1997). In the *2-way decomposition*, the first parameter is the sum of the adverse selection and inventory holding costs, while the second parameter represents the order processing component. In the *3-way decomposition*, Huang & Stoll further decompose the first parameter from the 2-way decomposition into its two components, by the use of the probability of trade reversal, once again supposed to be higher than 0.5.

The typology given in Table 2.1 provides a helpful summary of the models described in this section. It is interesting to notice that only two models estimate the three classical components of the bid-ask spread: Stoll (1989) and Huang & Stoll's (1997) 3-way decomposition. All the other models do not take the inventory holding cost into account.

We must highlight here that other spread components have been proposed in the literature next to the three traditional ones. One of them is the market maker *rent* or *profit markup*, resulting from the noncompetitive behavior of market makers (see for instance Levin & Wright (2004)). Another component is the *search cost* identified in an experimental inter-dealer market in Flood et al. (1998). We mention these components here, but we will not consider them in the rest of the chapter. Both components are indeed marginally treated in the literature and they are clearly related to dealer markets, while we will focus on an order-driven market.

Table 2.1: Typology of the most important spread decomposition models

<i>Model</i>	<i>Model category</i>	<i>Order processing</i>	<i>Inventory holding</i>	<i>Adverse selection</i>	<i>Other estimated parameters</i>
Stoll (1989)	Covariance based	✓	✓	✓	π : probability of trade reversal ∂ : magnitude of a price change (fraction of the spread)
George et al. (1991)	Covariance based	✓		✓	
George et al. (1991) adapted (e.g. Van Ness et al. (2001))	Trade indicator	✓		✓	
Glosten & Harris (1988)	Trade indicator	✓		✓	
Lin et al. (1995)	Trade indicator	✓		✓	θ : reflects the extent of order persistence $\delta = \frac{1+\theta}{2}$: the probability of order persistence
Madhavan et al. (1997)	Trade indicator	✓		✓	λ : probability a transaction takes place inside the spread ρ : first-order autocorrelation of the trade indicator variable π : probability of trade reversal
Huang & Stoll (1997) 2-way decomposition	Trade indicator	✓	✓		
Huang & Stoll (1997) 3-way decomposition	Trade indicator	✓	✓	✓	π : probability of trade reversal

This table presents the main characteristics of 8 usual spread decomposition models. In the columns *Order processing*, *Inventory holding* and *Adverse selection*, a ✓ indicates that the model provides an estimate for this component of the bid-ask spread.

2.3 Euronext specific features for spread decomposition

2.3.1 Spread components estimation in an order-driven environment

Although Glosten (1994) suggests certain advantages for the order-driven environment, the superiority of the limit order book remains an open empirical issue. Indeed, while several papers evidence lower trading costs on order-driven markets (see for example Swan & Westerholm (2004)), other papers suggest that fully automated trading systems may not be able to replicate the benefits of human intermediation on a trading floor [Venkataraman (2001)].³ Anyway, the growth of new Alternative Trading Systems, Nasdaq development of SuperMontage, and the choice of an order-driven environment by most European exchanges⁴ make it more relevant to understand the behavior of bid-ask spreads observed on order-driven markets.

Although more and more papers⁵ now focus on limit order trading, there is a need for additional research dealing with the components of the bid-ask spread. At this point in time, no spread decomposition model has been developed in the context of purely order-driven markets.

In an order-driven market, order processing and adverse selection costs⁶ can affect order placement of limit order traders and it is thus natural to see these costs as bid-ask spread components. Inventory holding cost does not seem that relevant since no market maker is committed to supply liquidity. However, in most order-driven markets, we observe the existence of implicit market makers who are simultaneously submitting buy and sell orders for their own account. Even if they are not committed to supply liquidity, these traders can face a deviation in their inventory position and adjust their order placement in such a way that the bid-ask spread can be enlarged. In addition, liquidity provider agreements sometimes exist in order-driven markets in order to enhance liquidity for low volume stocks.⁷

³Let us notice that the author thinks that future developments could improve trading rules in order to better meet the requirements of a variety of market participants.

⁴Other exchanges around the world, such as the Australian Stock Exchange, the Stock Exchange of Hong Kong or the Toronto Stock Exchange, also work with a limit order book and without market makers.

⁵For example, Parlour (1998) and Foucault (1999) analyze the choice between limit orders and market orders. Handa et al. (2003) model quote setting in an order-driven environment and evidence several factors affecting the size of the spread.

⁶As shown by Glosten (1994), the existence of adverse selection costs generates positive bid-ask spreads in an order-driven market.

⁷A liquidity provider agreement is a contract between the stock exchange and a dealer. The latter

The features and behaviors observed in order-driven markets prevent us from automatically rejecting spread decomposition models including an inventory cost component, even if intuition leads to think that this component is less important in an order-driven environment. So, in order to be exhaustive, all the models presented in Section 2.2 will be estimated in this chapter.

Even if spread components estimation in order-driven markets did not lead to any dedicated theoretical proposition, several empirical investigations have been conducted on those markets using models developed in the context of quote-driven markets.

Using Stoll's (1989) model, Silva & Chavez (2002) estimate the spread components on a sample including stocks from the NYSE and from the Mexican Stock Exchange (MSE). As the MSE is an order-driven market where liquidity suppliers have no affirmative obligation to provide liquidity, their expectation is that the inventory cost component should be lower on this market than on the NYSE. Their results show that order processing cost and inventory holding cost are not significantly different across exchanges but that adverse selection cost is much more important on the MSE. Ahn et al. (2002) estimate the spread components in the limit order book of the Tokyo Stock Exchange using Madhavan et al.'s (1997) model. According to the authors, this model has an attractive feature since it considers that inventory costs are of a less important concern for limit order traders. The same reasoning drives the choice made by Vandelande (2002) and Brockman & Chung (1999) to use Lin et al.'s (1995) model. While Vandelande (2002) examines the adverse selection cost around takeover announcements in the French market, Brockman & Chung (1999) analyze the bid-ask spread components on a purely order-driven market : the Hong Kong Stock Exchange. Another analysis of bid-ask spread components has been proposed by Declerck (2002) who uses Huang & Stoll's (1997) model to estimate the three cost components on Euronext Paris.

2.3.2 Euronext Brussels microstructure

In September 2000, the Paris Bourse, the Brussels Stock Exchange and the Amsterdam Stock Exchange merged to form Euronext, the first paneuropean exchange. Several consolidation moves have occurred since the 2000 merger. In January 2002, Euronext acquired the London International Financial Futures and options Exchange (LIFFE), that became Euronext.liffe. In February 2002, Euronext was joined by the Portuguese

commits himself to continuously quote a bid price and an ask price during the trading session. Actually, he has to submit buy and sell orders in order to guarantee that the spread does not exceed a given level. An example of these agreements is analyzed by Declerck & Hazard (2002). Analyzing 32 representative stock exchanges in the world, Swan & Westerholm (2004) show that European hybrid markets, where continuous trading occurs in a limit order book and dealers are present in medium to low liquidity stocks, have the lowest effective spreads.

Stock Exchange BVLP (Bolsa de Valores de Lisboa e Porto), that became Euronext Lisbon. The last and probably most important event happened in December 2006 when the shareholders of Euronext and of the NYSE approved a merger proposal between both exchanges.

Euronext offers a unified market for all participants, not only for trading but also for clearing and settlement. Euronext unique platform for cash trading, which is called NSC (Nouveau Système de Cotation), is an electronic order-driven system where transactions result from the crossing of buy and sell orders placed by traders. Orders are placed by brokers, who can act for their own account or on behalf of their customers. Traders have a choice between several types of orders:

Limit orders specify a limit price above (under) which the investor is not ready to buy (sell).

Market-to-limit orders do not specify any limit price, but are treated as limit orders presenting a limit price equal to the best price available at the opposite side of the market at the time they are submitted.

Market orders do not specify any limit price, and are executed against the orders standing on the opposite side of the order book, if necessary at several prices.

Stop orders enter the order book only when a specified price threshold has been hit; they can enter the book as a limit order or a market order depending on their specification.

Traders may also attach some conditions to their order, e.g., “executed or canceled”, “executed and canceled”, etc. Whenever an order is placed at a price which is equal to or better than the best price proposed at the opposite side of the market, one or more transaction(s) take(s) place. Orders that are not immediately fully executed are stored in an electronic limit order book. The system enforces price and time priority.

For liquid stocks, the market opens at 9:00 AM with a call auction, which helps to determine an efficient opening price after the night interruption [see Biais et al. (1999) for details]. This auction is preceded by a pre-opening period (starting at 7:15 AM) where all investors can place, modify or cancel orders without any transaction taking place. The market closes at 5:30 PM with another call auction preceded by a 5-minute pre-closing period in the same spirit as the pre-opening one. Less liquid stocks are traded through call auctions which take place at fixed points in time during the trading day.

The market is quite transparent, as broker-dealers that are members of Euronext can see at any time all the limits at each side of the market, with the associated displayed depth. The five best bid and ask limits, with the associated displayed depth, are made available to the public.⁸ Transactions (price and quantity) are also disclosed. However, two main features make the market not completely transparent. First, traders can use *hidden orders*, where only some fraction of the quantity is disclosed to other participants.⁹ Second, the market is *anonymous*: traders do not know the identity of brokers placing orders in the book (pre-trade anonymity), nor do they know who are both parties involved in transactions (post-trade anonymity).

Except for the most liquid stocks, Euronext authorities have sometimes an agreement with a liquidity provider who is then committed to supply liquidity to the market during the whole trading session. Actually, this liquidity provider has to submit buy and sell orders in order to guarantee that the spread does not exceed a given level.

2.3.3 Data construction and descriptive statistics

As Euronext Brussels is not very liquid compared with the French and Dutch market segments, we focus on the most traded Belgian stocks. The data used in this chapter were given by Euronext authorities. They include all trades, quotes and orders for the companies belonging to the Belgian Bel20 Index for the months of October, November and December 2002 (64 trading days).¹⁰ The ID codes of Euronext members who placed the orders were also provided.¹¹

Our initial data set contains a total of 524 198 transactions. This represents an average of approximately 431 transactions a day for each stock. We decide to exclude from our sample the so-called “applications”, since they are in fact pre-arranged trades that do not result from the classical crossing of buy and sell orders in the order book (there were 2853 applications in our sample). We also decide to drop transactions that emerged from the auction mechanisms at the beginning and at the end of the trading day, as well as “trading at last” transactions. Applying these rules lets us with a subset of 491 249 trades.

The next step in our data set construction is to sign transactions, i.e., to determine

⁸Since December 2003, the whole book can be made available to all investors.

⁹This hidden quantity becomes visible when the displayed quantity is executed. It keeps price priority but loses time priority.

¹⁰As GIB was replaced by Mobistar in the Index composition during this period, we excluded both stocks from our sample. There are thus 19 stocks in the final sample.

¹¹Actually, these ID codes are not sufficient to know the market members’ identities but allow us to isolate the whole set of orders or trades associated to a given member from the other orders and trades of the sample. They also allow for an identification of the order generating a trade.

whether a transaction was buyer- or seller-initiated. This is necessary for trade indicator spread decomposition models. Most of the studies that need to sign transactions often use the well-known Lee & Ready's (1991) algorithm based on the position of the transaction price relative to the prevailing bid-ask spread, but we do not follow this approach. Thanks to the ID codes, we can identify for each transaction both orders generating the trade. By comparing the time submission of each order, we can find the trade sign: a transaction is buyer- (seller-) initiated if the buy (sell) order is submitted after the sell (buy) order. In cases where the two orders are submitted exactly at the same time, we arbitrarily assign a trade indicator value. These cases represent only 0.7% of our sample of trades and should not bias our results.

Some studies aggregate all trades that are recorded at the same time, based on the hypothesis that these transactions result from a single order (see for instance Vandelande (2002)). Our data set allows us to see whether these transactions actually emerge from a single order, so that our aggregation procedure is more accurate. For each of the aggregated transactions, we compute a new single price, which is the mean of all prices weighted by the number of shares traded at each price. This aggregation leaves us with a total of 332 121 transactions.

The last step in our data set construction is to associate to each transaction the prevailing quoted bid-ask spread. We therefore rebuild the limit order book, following the methodology developed by De Winne & D'Hondt (2005). This provides us with a comprehensive data set, giving for each state of the book detailed information such as the five best limits with the associated displayed and hidden depths. If different events affect the order book within the same second, we only keep the last state in our rebuilt order book file.

Table 2.2 provides some descriptive statistics based on our final sample including 332 121 transactions. In the upper panel, we find 12 stocks for which liquidity is exclusively supplied by limit order traders. For the other 7 stocks in the lower panel, a liquidity provider is committed to supply additional liquidity. There exists an important disparity in terms of liquidity across the 19 stocks of our sample, as the two most traded companies (Fortis and Dexia) represent 35.72% of the total number of trades, while the three less traded companies (IBA, D'Ieteren and Tessenderlo) each account for only 1% of that amount. The mean daily number of transactions ranges from 55.09 (IBA) to 996.89 (Fortis), with a sample average of 273.13. For some companies like Umicore, D'Ieteren and IBA, the minimum number of transactions per day can be very low. As expected, stocks with a liquidity provider are less traded than the other ones, but there are three exceptions. IBA and Barco, despite having no designated liquidity provider, are not heavily traded. On the other hand, we may wonder why a liquidity provider has been assigned to Omega Pharma.

Table 2.2: Descriptive statistics for BEL20 stocks (October to December 2002)

Stock	Total # trades	Mean # trades	Min # trades	Mean volume (1 000 euros)	Mean # shares (1 000 shares)	Price (euros)	Quoted spread (euros)	Relative spread (%)	Effective spread (euros)	Probability of trade reversal
SOLVAY	14 168	221.38	24	4 223.01	67.88	62.49	0.1355	0.22	0.1455	0.3551
DELHAIZE GROUP	26 349	411.70	37	4 558.75	257.83	17.72	0.0596	0.34	0.0644	0.3723
KBC	21 619	337.80	71	6 133.27	193.25	31.76	0.0698	0.22	0.0746	0.3498
ELECTRABEL	18 959	296.23	72	9 397.28	39.50	237.81	0.2726	0.11	0.2936	0.3844
DEXIA	54 818	856.53	131	14 772.82	1 363.37	10.91	0.0187	0.17	0.0206	0.3725
UCB	19 028	297.31	68	4 916.22	185.19	26.58	0.0830	0.31	0.0947	0.3312
FORTIS	63 801	996.89	145	22 169.16	1 296.96	16.98	0.0236	0.14	0.0261	0.3469
AGFA-GEVAERT	17 190	268.59	55	2 799.50	143.36	19.63	0.0454	0.23	0.0482	0.3172
IBA	3 526	55.09	9	99.83	18.31	5.36	0.0714	1.39	0.0808	0.3798
BARCO (NEW)	4 331	67.67	17	538.69	11.71	45.86	0.2985	0.66	0.3162	0.3349
INTERBREW	27 587	431.05	73	10 614.58	483.57	21.98	0.0499	0.23	0.0540	0.3574
GBL	11 859	185.30	34	3 714.41	96.63	38.80	0.1610	0.42	0.1681	0.3276
TESSENDERLO	3 648	57.00	24	447.55	16.43	27.18	0.2020	0.76	0.2126	0.3418
UMICORE	5 492	85.81	6	824.52	21.01	39.43	0.1581	0.41	0.1646	0.3261
D'IETEREN	3 606	56.34	8	348.32	2.65	131.32	0.8070	0.62	0.8347	0.3137
ALMANIJ	9 870	154.22	24	1 958.15	58.42	33.50	0.1333	0.40	0.1408	0.3227
COLRUYT	7 129	111.39	16	1 064.15	20.97	50.62	0.2206	0.44	0.2373	0.3128
BEKAERT	4 133	64.58	21	643.58	15.97	40.37	0.2224	0.56	0.2296	0.3559
OMEGA PHARMA	15 008	234.50	43	2 836.93	88.11	32.92	0.1337	0.42	0.1743	0.3400
ALL	332 121	273.13	6	4 845.30	230.59	46.91	0.1666	0.42	0.1779	0.3443

This table provides statistics based on our final sample of 332 121 transactions for the 19 stocks belonging to the Belgian BEL20 Index and for the months of October, November and December 2002. Stocks in *italic* in the lower panel are those for which there exists a liquidity provider. *Total # trades* is the total number of transactions in the final sample. The columns *Mean # trades*, *Mean volume* and *Mean # shares* are daily averages. *Min # trades* is the daily minimum number of transactions in our period. *Price*, *Quoted spread*, *Relative spread* and *Effective spread* are averages over the sample period. *Probability of trade reversal* is the proportion of trades that represent a reversal compared with the previous trade (a buy following a sell and a sell following a buy).

On average, the quoted spread is equal to 0.1666 euros, with values ranging from 0.0187 to 0.807 euros. This quoted spread represents on average 0.42% of the mid-quote. We can highlight a negative relationship between spread and trading volume, as the companies presenting the highest relative spread also have the lowest mean number of transactions (e.g., Tessenderlo, D'Ieteren, IBA, Barco). For all stocks, the effective spread¹² is higher than the quoted spread. This result is a direct and logical consequence of the aggregation procedure: lots of the aggregated transactions occur at a (new) price which is outside the quoted spread.

2.4 The components of the bid-ask spread on Euronext Brussels

We now turn to the spread components estimates. In addition to the set of cost components estimated through a model, another important feature of the model is the assumption about the probability of trade reversal. While Lin et al.'s (1995) model is based on the idea that buyer- (seller-) initiated trades tend to follow buyer- (seller-) initiated trades, Huang & Stoll (1997) assume a probability of trade reversal higher than 0.5. For each stock, we provide in Table 2.2 an estimate for the trade reversal probability, simply computed as the proportion of transactions that represent a reversal compared with the previous one (a buy that follows a sell or a sell that follows a buy). For all stocks in our sample, this probability is *lower* than 0.5, showing a clear tendency toward *trade continuation*. No difference appears between the stocks with and without a liquidity provider. These results tend to support the hypothesis that the inventory holding component is not relevant in an order-driven market. However, as our goal is to achieve exhaustiveness, we will use all the models presented in Section 2.2.

We will begin with models that estimate all three parameters. We will then present the results for the 2-component models, that we group according to their similarities in the estimation procedures.

2.4.1 Stoll's (1989) model

Defining P_t and B_t as the transaction price and the quoted bid price at time t , Stoll (1989) first defines the following serial covariances:

¹²The effective spread is measured as $2 \times |P_t - M_t|$ where M_t is the mid-quote prevailing before a transaction occurring at a price P_t .

$$COV_T = COV(\Delta P_t, \Delta P_{t-1}) \quad (2.1)$$

$$COV_Q = COV(\Delta B_t, \Delta B_{t-1}) \quad (2.2)$$

Stoll adds that COV_Q can alternatively be computed with ask prices A_t instead of bid prices and that results should normally be equivalent under the assumption of a constant spread.

Both covariances are then regressed against the square of the quoted spread S :

$$COV_T = a_0 + a_1 S^2 + u \quad (2.3)$$

$$COV_Q = b_0 + b_1 S^2 + v \quad (2.4)$$

where u and v are random errors. Under the assumption of market efficiency, parameters a_0 and b_0 should equal 0. The estimated parameters a_1 and b_1 are then related to two other essential parameters in the model, π (probability of price reversal) and ∂ (magnitude of a price change expressed as a fraction of the spread), by the equations hereunder:

$$a_1 = \partial^2(1 - 2\pi) - \pi^2(1 - 2\partial) \quad (2.5)$$

$$b_1 = \partial^2(1 - 2\pi) \quad (2.6)$$

The realized spread (expressed as a proportion of the quoted spread) is then measured as $2(\pi - \partial)$. It is the sum of the order processing (γ) and inventory holding (β) costs. The difference between the quoted spread and the realized spread is the adverse selection cost α ¹³:

$$\alpha = 1 - 2(\pi - \partial) \quad (2.7)$$

$$\beta = 2(\pi - 0.5) \quad (2.8)$$

$$\gamma = 2(0.5 - \partial) \quad (2.9)$$

Stoll (1989) uses data from Nasdaq and for the months of October, November and December 1984. He provides estimates of the spread components globally for all stocks

¹³In the rest of this chapter, we will keep letters α , β and γ to designate respectively the adverse selection, inventory holding and order processing components expressed as a proportion of the spread. In the same aim of coherence, we will always use the same notation for the same concepts. The logical consequence is that our notation can differ from the one presented in the original papers.

in his sample. With $\pi = 0.550$ and $\partial = 0.265$, the realized spread represents 57% of the quoted spread and the spread components are: $\alpha = 0.43$, $\beta = 0.10$ and $\gamma = 0.47$.

In contrast to Stoll (1989), we want to provide estimates of the spread components for each of the 19 stocks of our sample. We first calculate COV_T , COV_Q and S for each stock and for each day (this needs working with intraday prices and quotes). For each stock, we then estimate Equations (2.3) and (2.4), using for each regression 64 observations corresponding to the 64 trading days in our sample.¹⁴ This provides for each stock the parameters a_1 and b_1 necessary to compute the spread components (Equations (2.5) to (2.9)).

Let us first concentrate on results presented in Table 2.3, where COV_Q is computed using bid quotes. We note that, consistent with the hypothesis of efficient markets, most of a_0 and b_0 estimates are not significantly different from 0. The parameter a_1 is almost always significant at the 1% level, while lots of b_1 values are significant either at the 1 or 5% level (these results seem consistent with Stoll's (1989) ones). We think the most important result lies in values taken by the probability of trade reversal, π , which is higher than 0.5 for all stocks. This is inconsistent with the results we have presented in Table 2.2 where we highlighted a clear tendency of trade continuation, but this is coherent with the intuition of the model. Of course, the higher the π parameter, the higher the inventory holding component β . Stocks with a liquidity provider do not seem to exhibit an inventory holding part superior than for other stocks. Some parameters present inconsistent values: α is negative for Electrabel and Dexia, which consequently present a realized spread higher than the quoted spread; γ is also negative for GBL. The adverse selection component α lies in a wide range, between 10.3% (Delhaize Group) and 92.14% (D'Ieteren).

Table 2.4 provides the results where we have used ask quotes to compute COV_Q . We once again observe some inconsistent estimates: α is still negative for Electrabel and Dexia, and β is negative for Dexia – because the π parameter is lower than 0.5. If the realized spread, and thus the parameter α , is of the same magnitude as in Table 2.3, there are some important differences in the inventory holding and order processing components. Let's take the example of Delhaize Group, that presents in both tables a realized spread of approximately 0.9, but where the parameter β (γ) shows a value of 0.65 (0.24) with bid quotes and of 0.36 (0.52) with ask quotes.

So we do not think that the results of Stoll's (1989) procedure are very relevant, as they can vary depending on the side of the quote used, and because they show a tendency of trade reversal where there actually is a trend toward trade continuation. We however

¹⁴Only 63 observations are used in the case of Umicore, as it is impossible to compute COV_T and COV_Q for one day in our sample due to a too small number of trades – see Table 2.2.

Table 2.3: Estimates from Stoll's (1989) model – using bid quotes

Stock	a_0	a_1	b_0	b_1	∂	Probability of trade reversal π	Adverse selection α	Inventory holding β	Order processing γ	Realized spread
SOLVAY	0.00011	-0.2106***	0.00011	-0.0682***	0.3721	0.7462	0.2519	0.4923	0.2558	0.7481
DELHAIZE GROUP	0.00011	-0.2599***	0.00011	-0.0936***	0.3784	0.8269	0.1030	0.6538	0.2432	0.8970
KBC	0.00019	-0.2567***	-0.00022	-0.0555***	0.3262	0.7608	0.1308	0.5216	0.3475	0.8692
ELECTRABEL	0.00670***	-0.3458***	0.00069	-0.0820***	0.3291	0.8785	-0.0988	0.7570	0.3417	1.0988
DEXIA	0.00004***	-0.3144***	-0.00001**	-0.0352***	0.2594	0.7616	-0.0045	0.5232	0.4813	1.0045
UCB	-0.00030	-0.1274***	0.00018	-0.1114***	0.4852	0.7365	0.4974	0.4731	0.0295	0.5026
FORTIS	-0.00002*	-0.1459***	0.00002***	-0.0863***	0.4426	0.7203	0.4445	0.4407	0.1148	0.5555
AGFA-GEVAERT	-0.00002	-0.1490***	-0.00012	-0.0327**	0.3539	0.6307	0.4463	0.2614	0.2923	0.5537
IBA	-0.00011	-0.0620***	-0.00019**	-0.0055	0.3946	0.5176	0.7539	0.0353	0.2108	0.2461
BARCO (NEW)	-0.00266	-0.0780***	-0.00047	-0.0281***	0.4252	0.5777	0.6950	0.1554	0.1496	0.3050
INTERBREW	-0.00004	-0.2057***	-0.00008	-0.0489***	0.3433	0.7074	0.2718	0.4148	0.3134	0.7282
GBL	-0.00140*	-0.0774***	0.00211*	-0.1591***	0.5744	0.7412	0.6664	0.4824	-0.1487	0.3336
TESSENDERLO	-0.00147	-0.0976***	0.00180*	-0.0914***	0.4934	0.6877	0.6114	0.3754	0.0132	0.3886
UMICORE	0.00121	-0.1648***	-0.00182*	-0.0147	0.2851	0.5907	0.3886	0.1815	0.4299	0.6114
D'IETEREN	-0.05735***	-0.0197	-0.01722**	-0.0017	0.4646	0.5040	0.9214	0.0079	0.0707	0.0786
ALMANIJ	-0.00122*	-0.1050***	-0.00036	-0.0258***	0.3850	0.5870	0.5960	0.1740	0.2301	0.4040
COLRUYT	-0.00371**	-0.0948***	-0.00098	-0.0355*	0.4180	0.6015	0.6331	0.2030	0.1640	0.3669
BEKAERT	-0.00257	-0.1050***	-0.00128	-0.0328**	0.4005	0.6022	0.5965	0.2045	0.1990	0.4035
OMEGA PHARMA	0.00085	-0.1883***	-0.00051	-0.0268***	0.3052	0.6438	0.3228	0.2875	0.3897	0.6772

This table provides for 19 stocks belonging to the Belgian BEL20 Index the results from Stoll's (1989) model. Stocks in *italic* in the lower panel are those for which there exists a liquidity provider.

Parameters a_0 , a_1 , b_0 and b_1 are estimated from: $COV_T = a_0 + a_1 S^2 + u$ and $COV_Q = b_0 + b_1 S^2 + v$, where COV_T and COV_Q are the serial covariances in transaction price changes and bid quotes changes, S is the quoted spread and u and v are random errors.

Parameters ∂ and π are the solutions of: $a_1 = \partial^2(1 - 2\pi) - \pi^2(1 - 2\partial)$ and $b_1 = \partial^2(1 - 2\pi)$

α , β and γ are then computed as: $\alpha = 1 - 2(\pi - \partial)$, $\beta = 2(\pi - 0.5)$, $\gamma = 2(0.5 - \partial)$

Realized spread is the sum of the β and γ columns.

The marks ***, ** and * represent significance at respectively the 1, 5 and 10% level.

Table 2.4: Estimates from Stoll's (1989) model – using ask quotes

<i>Stock</i>	a_0	a_1	b_0	b_1	∂	<i>Probability of trade reversal</i> π	<i>Adverse selection</i> α	<i>Inventory holding</i> β	<i>Order processing</i> γ	<i>Realized spread</i>
SOLVAY	0.00011	-0.2106***	-0.00057*	-0.0344**	0.3092	0.6796	0.2592	0.3593	0.3815	0.7408
DELHAIZE GROUP	0.00011	-0.2599***	-0.00017***	-0.0210*	0.2417	0.6800	0.1233	0.3600	0.5167	0.8767
KBC	0.00019	-0.2567***	0.00004	-0.0759***	0.3576	0.7968	0.1217	0.5936	0.2847	0.8783
ELECTRABEL	0.00670***	-0.3458***	0.00056	-0.0675***	0.3090	0.8534	-0.0889	0.7068	0.3821	1.0889
DEXIA	0.00004***	-0.3144***	-0.00003***	0.0036	-0.2319	0.4661	-0.3960	-0.0678	1.4638	1.3960
UCB	-0.00030	-0.1274***	-0.00011	-0.0642**	0.4303	0.6733	0.5138	0.3467	0.1395	0.4862
FORTIS	-0.00002*	-0.1459***	-0.00001	-0.0326***	0.3566	0.6283	0.4565	0.2567	0.2868	0.5435
AGFA-GEVAERT	-0.00002	-0.1490***	-0.00003	-0.0408***	0.3712	0.6481	0.4463	0.2961	0.2576	0.5537
IBA	-0.00011	-0.0620***	-0.00017*	-0.0227**	0.4372	0.5594	0.7557	0.1187	0.1255	0.2443
BARCO (NEW)	-0.00266	-0.0780***	-0.00336**	0.0000	0.3439	0.5000	0.6879	-0.0000	0.3122	0.3121
INTERBREW	-0.00004	-0.2057***	0.00009	-0.1110***	0.4268	0.8046	0.2444	0.6092	0.1463	0.7556
GBL	-0.00140*	-0.0774***	-0.00067	-0.0629**	0.4820	0.6353	0.6933	0.2707	0.0360	0.3067
TESSENDERLO	-0.00147	-0.0976***	0.00052	-0.0529***	0.4443	0.6339	0.6208	0.2679	0.1113	0.3792
UMICORE	0.00121	-0.1648***	0.00039	-0.1043***	0.4476	0.7601	0.3750	0.5203	0.1047	0.6250
D'ETEREN	-0.05735***	-0.0197	-0.01999*	-0.0078	0.4779	0.5172	0.9214	0.0343	0.0442	0.0786
ALMANIJ	-0.00122*	-0.1050***	-0.00051*	-0.0280***	0.3901	0.5920	0.5961	0.1841	0.2198	0.4039
COLRUYT	-0.00371**	-0.0948***	0.00077	-0.0706***	0.4721	0.6584	0.6275	0.3168	0.0558	0.3725
BEKAERT	-0.00257	-0.1050***	-0.00087	-0.0585***	0.4447	0.6480	0.5934	0.2960	0.1107	0.4066
OMEGA PHARMA	0.00085	-0.1883***	0.00035	-0.0820***	0.4054	0.7494	0.3119	0.4989	0.1892	0.6881

This table provides for 19 stocks belonging to the Belgian BEL20 Index the results from Stoll's (1989) model. Stocks in *italic* in the lower panel are those for which there exists a liquidity provider.

Parameters a_0 , a_1 , b_0 and b_1 are estimated from: $COV_T = a_0 + a_1 S^2 + u$ and $COV_Q = b_0 + b_1 S^2 + v$, where COV_T and COV_Q are the serial covariances in transaction price changes and ask quotes changes, S is the quoted spread and u and v are random errors.

Parameters ∂ and π are the solutions of: $a_1 = \partial^2(1 - 2\pi) - \pi^2(1 - 2\partial)$ and $b_1 = \partial^2(1 - 2\pi)$

α , β and γ are then computed as: $\alpha = 1 - 2(\pi - \partial)$, $\beta = 2(\pi - 0.5)$, $\gamma = 2(0.5 - \partial)$

Realized spread is the sum of the β and γ columns.

The marks ***, ** and * represent significance at respectively the 1, 5 and 10% level.

do not rule out the possibility that part of the inconsistency in our results is driven by the relatively low number of observations used in the estimation of regressions (2.3) and (2.4).

2.4.2 Huang & Stoll's (1997) 3-way decomposition model

We now turn to the second “complete” spread decomposition model. Defining M_t as the quote midpoint at time t ($M_t = (B_t + A_t)/2$), S_t as the posted spread at time t and Q_t as the trade indicator variable (equal to +1 if a transaction is buyer-initiated and -1 if it is seller-initiated), Huang & Stoll (1997) measure the three components of the spread α , β and $\gamma = 1 - \alpha - \beta$ through the simultaneous estimation of the equations hereunder:

$$E(Q_{t-1}|Q_{t-2}) = (1 - 2\pi)Q_{t-2} \quad (2.10)$$

$$\Delta M_t = (\alpha + \beta) \frac{S_{t-1}}{2} Q_{t-1} - \alpha(1 - 2\pi) \frac{S_{t-2}}{2} Q_{t-2} + e_t \quad (2.11)$$

where e_t is an error term.

We use a GMM procedure in order to provide for each stock an estimate for all parameters present in the above model. The results are given in Table 2.5. They once again do not seem very consistent, as 15 out of the 19 α estimates are negative. Moreover, six α values, including three positive ones, are not significantly different from 0. It is striking to note that these six values concern stocks for which there exists a liquidity provider, but we cannot find any plausible reason to explain this finding. The inventory holding component of the spread is however not systematically higher for these stocks.

Estimation problems were also encountered by Huang & Stoll (1997), as well as by other authors who applied this model (e.g., Van Ness et al. (2001), De Winne & Platten (2003)) and are thus not specific to order-driven markets, as all these authors worked on dealer markets.¹⁵ The origin of these bad results lies in the low value of π , which is lower than 0.5 for all stocks and is thus not coherent with the intuition of the model (as explained in Section 2.2). However, the estimates of π provided by Huang & Stoll's (1997) 3-way decomposition are both highly significant and highly correlated with our own estimates of the probability of trade reversal given in Table 2.2 (the correlation coefficient is almost 1). These estimates are thus consistent with our data set.

¹⁵Declercq (2002) does not highlight the problem when she applies Huang & Stoll's (1997) 3-way decomposition to 37 stocks from the CAC40 Index traded at the Paris Bourse. We only know that, in her results, the adverse selection component ranges from -0.24 to 0.43 with an average of 0.10. We do not have any information about the number of irrelevant values she obtains.

Table 2.5: Estimates from Huang & Stoll's (1997) 3-way decomposition model

<i>Stock</i>	<i>Probability of trade reversal</i> π	<i>Adverse selection</i> α	<i>Inventory holding</i> β	<i>Order processing</i> γ
SOLVAY	0.3569***	-0.6463***	0.2210***	1.4253
DELHAIZE GROUP	0.3728***	-1.0394***	0.2879***	1.7515
KBC	0.3502***	-0.9204***	0.2576***	1.6628
ELECTRABEL	0.3840***	-0.9528***	0.2717***	1.6811
DEXIA	0.3728***	-0.7256***	0.3614***	1.3642
UCB	0.3326***	-0.8144***	0.2309***	1.5835
FORTIS	0.3466***	-0.7614***	0.5731***	1.1884
AGFA-GEVAERT	0.3172***	-2.6937***	0.5440***	3.1498
IBA	0.3826***	-1.1439***	0.2714***	1.8724
BARCO (NEW)	0.3364***	-1.0334***	0.2955***	1.7379
INTERBREW	0.3581***	-1.3797***	0.4171***	1.9627
GBL	0.3278***	0.5509**	0.1826***	0.2665
<i>TESSENDERLO</i>	0.3459***	-6.8909	1.1636	6.7273
<i>UMICORE</i>	0.3263***	0.4350	0.1493**	0.4157
<i>D'ETEREN</i>	0.3185***	0.0469	0.2886***	0.6645
<i>ALMANIJ</i>	0.3237***	-0.0473	0.2398***	0.8075
<i>COLRUYT</i>	0.3141***	0.0671	0.1530***	0.7799
<i>BEKAERT</i>	0.3547***	-0.1126	0.2670***	0.8456
<i>OMEGA PHARMA</i>	0.3393***	-1.9049***	0.0856*	2.8193

This table provides for 19 stocks belonging to the Belgian BEL20 Index the results from Huang & Stoll's (1997) 3-way decomposition model. Stocks in italic in the lower panel are those for which there exists a liquidity provider.

Parameters π , α and β are obtained through the simultaneous estimation of the following two equations:

$$E(Q_{t-1}|Q_{t-2}) = (1 - 2\pi)Q_{t-2}$$

$$\Delta M_t = (\alpha + \beta)\frac{S_{t-1}}{2}Q_{t-1} - \alpha(1 - 2\pi)\frac{S_{t-2}}{2}Q_{t-2} + e_t$$

where Q_t is a trade indicator variable (+1 if a trade is buyer-initiated and -1 if it is seller-initiated), M_t is the quote midpoint, S_t is the quoted spread and e_t is an error term.

γ is calculated as $1 - \alpha - \beta$.

The marks ***, ** and * represent significance at respectively the 1, 5 and 10% level.

Huang & Stoll (1997) argue that a possible source of the positive serial covariance in trade flows is that orders are broken up as they are executed. Orders could be negatively serially correlated as their theory suggests, but the trades are positively serially correlated. Their approach to deal with that problem is to bunch related data, i.e., to treat a cluster of trades at the same price and unchanged quotes as a single order. This procedure does not have any sense in our case, as we already aggregated trades that happen at the same time and result from a single order.

In a recent paper, Henker & Wang (2006) show that there is a timing misspecification in Huang & Stoll's (1997) 3-way decomposition. According to Henker & Wang (2006), Huang & Stoll made a small mistake when switching from the theoretical model – that deals with a constant spread – to the empirical estimation procedure – where the spread is time varying. More precisely, they show that Equation (2.11) should be written as:

$$\Delta M_t = (\alpha + \beta) \frac{S_{t-1}}{2} Q_{t-1} - \alpha(1 - 2\pi) \frac{S_{t-1}}{2} Q_{t-2} + e_t$$

So the only difference lies in the time index attached to the spread variable in the second term of the right-hand side, which is $t - 1$ instead of $t - 2$. While this difference may at first sight seem of minor importance, the authors demonstrate that the misspecification introduces a downward (upward) bias in the estimated α (β), that may explain the negative values found by many researchers. Their empirical results show that this correction indeed performs better than the original model. For instance, for a sample of S&P500 stocks listed on the NYSE during the year 1999, only 33% of adverse selection parameter estimates are larger than zero with the original model, while 69% are positive with the corrected specification.

However, Henker & Wang (2006) also note that the model developed by Huang & Stoll (1997) only works for stocks experiencing trade reversals, and they exclude from their sample all stocks with a π value lower than 0.525.¹⁶ So their correction is not expected to provide any improvement with our data. We have applied the corrected model and have indeed found results qualitatively similar to those provided in Table 2.5.¹⁷

2.4.3 George et al.'s (1991) model

This model is based on the difference between transaction price change and quoted bid change: $RD_t = \Delta P_t - \Delta B_T$ (where the subscript T indicates that the quoted bid change is measured on the basis of the bid price immediately following the transaction

¹⁶That condition leads the authors to remove 75 stocks from their original sample of 401 stocks.

¹⁷Results are not presented here to conserve space.

at time t). Their estimator of the realized spread, that we denote S_R , is very similar in appearance to Roll's (1984) estimator:

$$S_R = 2\sqrt{-COV(RD_t, RD_{t-1})} \quad (2.12)$$

The following regression provides an estimate for the order processing cost γ :

$$S_R = c + \gamma S + \epsilon \quad (2.13)$$

where S is the quoted spread, c must normally be equal to 0 and ϵ is the error term. The adverse selection cost is $\alpha = 1 - \gamma$.

We first compute S_R and S for each stock and for each day. We then estimate Equation (2.13) for each stock. Results are provided in Table 2.6. We see that most of c values are not significantly different from 0 while all γ estimates are highly significant (but six of them present incoherent values, i.e., values superior to 1). The values of γ range from 0.4197 to 1.5043, and most of them are relatively high, 13 being superior to 0.7; it thus seems that the order processing cost is the most important part of the bid-ask spread. The results provided by that procedure are globally not very consistent. However, we must be cautious in the interpretation, as the maximum number of observations in estimating Equation (2.13) for each stock is equal to 64.¹⁸

2.4.4 Glosten & Harris' (1988) model

The main assumption of Glosten & Harris' (1988) model is that the spread components are linear functions of the transaction size V_t .¹⁹ As a consequence, the spread can vary through time. Define $Z = z_0 + z_1 V_t$ as one-half of the adverse selection component and $C = c_0 + c_1 V_t$ as one-half of the order processing component, both expressed in monetary terms. The four parameters z_0 , z_1 , c_0 and c_1 are estimated on the basis of the following regression:

$$\Delta P_t = c_0 \Delta Q_t + c_1 \Delta(Q_t V_t) + z_0 Q_t + z_1 Q_t V_t + \epsilon_t \quad (2.14)$$

where ϵ_t is an error term.

¹⁸It is sometimes impossible to compute $COV(RD_t, RD_{t-1})$ due to a lack of transactions. It can also be impossible to compute S_R when $COV(RD_t, RD_{t-1})$ is positive. The lowest number of observations used for an estimation equals 54.

¹⁹Transaction size is the number of shares traded per transaction.

Table 2.6: Estimates from George et al.'s (1991) model

<i>Stock</i>	<i>c</i>	<i>Order processing γ</i>	<i>Adverse selection α</i>
SOLVAY	0.0141	1.0220***	-0.0220
DELHAIZE GROUP	-0.0021	1.1493***	-0.1493
KBC	0.0024	1.1338***	-0.1338
ELECTRABEL	-0.0808***	1.5043***	-0.5043
DEXIA	-0.0022	1.2203***	-0.2203
UCB	0.0161*	0.8636***	0.1364
FORTIS	0.0026	1.1082***	-0.1082
AGFA-GEVAERT	0.0089**	0.8305***	0.1695
IBA	0.0264***	0.4197***	0.5803
BARCO (NEW)	0.0501*	0.6565***	0.3435
INTERBREW	0.0158**	0.8473***	0.1527
GBL	0.0445*	0.5845***	0.4155
<i>TESSENDERLO</i>	0.0333	0.6932***	0.3068
<i>UMICORE</i>	0.0059	0.8910***	0.1090
<i>D'IETEREN</i>	0.2152***	0.5187***	0.4813
<i>ALMANIJ</i>	0.0156	0.8228***	0.1772
<i>COLRUYT</i>	0.0435	0.7569***	0.2431
<i>BEKAERT</i>	0.0577**	0.6447***	0.3553
<i>OMEGA PHARMA</i>	0.0078	0.8740***	0.1260

This table provides for 19 stocks belonging to the Belgian BEL20 Index the results from George et al.'s (1991) model. Stocks in italic in the lower panel are those for which there exists a liquidity provider. Parameters c and γ are obtained through the estimation of the following equation:

$$S_R = c + \gamma S + \epsilon$$

where $S_R = 2\sqrt{-COV(RD_t, RD_{t-1})}$, S is the quoted spread and ϵ is the error term. $RD_t = \Delta P_t - \Delta B_T$ (where the subscript T indicates that the quoted bid change is measured on the basis of the bid price immediately following the transaction at time t).

α is calculated as $1 - \gamma$.

The marks ***, ** and * represent significance at respectively the 1, 5 and 10% level.

Defining $\bar{V}$ as the average transaction size, the spread is estimated by:

$$S = 2(c_0 + c_1\bar{V}) + 2(z_0 + z_1\bar{V}) \quad (2.15)$$

while the adverse selection and order processing components expressed as a fraction of the spread are given by:

$$\alpha = \frac{2(z_0 + z_1\bar{V})}{2(c_0 + c_1\bar{V}) + 2(z_0 + z_1\bar{V})} \quad (2.16)$$

$$\gamma = \frac{2(c_0 + c_1\bar{V})}{2(c_0 + c_1\bar{V}) + 2(z_0 + z_1\bar{V})} = 1 - \alpha \quad (2.17)$$

Glosten & Harris (1988) find that the best model specification is to consider that the order processing cost is constant ($C = c_0$) and that the adverse selection cost varies with transaction size but without constant term ($Z = z_1 V_t$). We decide to estimate two model specifications: (1) the general model with all parameters and (2) the constrained model as advised by Glosten & Harris (1988). Results are provided in Tables 2.7 and 2.8 respectively.

In the general version of the model, the parameter c_0 is the only one that is significant for a great majority of stocks. Parameter z_0 presents significant values for half of the stocks. Estimates of c_1 and z_1 are only marginally significant and sometimes – even often for c_1 – present negative values, meaning that the corresponding cost would *decrease* with transaction size. There are two stocks – Electrabel and Fortis – for which none of the estimated parameters is significant. This general model seems to be too exhaustive, but highlights the importance of the constant order processing component in the spread. The constrained version of the model provides estimates of c_0 and z_1 that are significantly different from 0 at the 1% level for all stocks, giving support to Glosten & Harris' hypothesis of a constant order processing cost and an adverse selection cost linearly related to transaction size.

Both versions of Glosten & Harris' (1988) model provide estimates of α and γ that are of the same magnitude, with the order processing component being the most important part of the spread. There are two exceptions. The first one is UCB, which presents an adverse selection component of 35.58% in model (1) but only 1.18% in model (2). The difference is due to the *constant* adverse selection component z_0 , that represents 36% of the spread in model (1)²⁰, but disappears in model (2). The second exception is

²⁰It is even superior to the global adverse selection component of the spread because the variable part z_1 is *negative*.

Table 2.7: Estimates from Glosten & Harris' (1988) model (1)

<i>Stock</i>	c_0	c_1	z_0	z_1	<i>Average transaction size</i> $\bar{V}$	<i>Adverse selection</i> α	<i>Order processing</i> γ	<i>Estimated spread</i> S	<i>Quoted spread</i>
SOLVAY	-0.0096	0.000180	-0.0272**	0.000147***	306	0.2818	0.7182	0.1268	0.1355
DELHAIZE GROUP	0.0800	-0.000102	-0.0042	0.00020***	626	0.3401	0.6599	0.0487	0.0596
KBC	0.0229***	-0.000002	0.0077***	0.000004	572	0.3094	0.6906	0.0627	0.0698
ELECTRABEL	0.1197	-0.000195	0.0504	-0.000080	133	0.2979	0.7021	0.2669	0.2726
DEXIA	0.0134***	-0.000005**	0.0002	0.000002***	1591	0.4547	0.5453	0.0179	0.0187
UCB	0.0212***	-0.000000*	0.0118***	-0.000000**	622	0.3558	0.6442	0.0653	0.0830
FORTIS	-0.1072	0.000090	-0.0006	0.000004	1301	0.2955	0.7045	0.0281	0.0236
AGFA-GEVAERT	0.0144***	-0.000001	0.0031*	0.000003	533	0.2525	0.7475	0.0375	0.0454
IBA	0.0179***	-0.000003	0.0040***	0.000005	332	0.2523	0.7477	0.0449	0.0714
BARCO (NEW)	0.1186***	-0.000183***	0.0070	0.000144**	173	0.2685	0.7315	0.2378	0.2985
INTERBREW	0.0283***	-0.000012**	-0.0008	0.000008*	1121	0.3680	0.6320	0.0454	0.0499
GBL	0.0305*	0.000021	0.0210	-0.000008	521	0.2897	0.7103	0.1162	0.1610
TESSENDERLO	0.0685***	-0.000032	0.0093	0.000044	288	0.2699	0.7301	0.1621	0.2020
UMICORE	0.0409***	0.000014	0.0203***	-0.000012	244	0.2825	0.7175	0.1234	0.1581
D'ETEREN	0.2052***	0.000148	0.1280***	-0.000044	47	0.3724	0.6276	0.6760	0.8070
ALMANIJ	0.0401***	0.000003	0.0184**	-0.000010	378	0.2615	0.7385	0.1114	0.1333
COLRUYT	0.0743***	0.000023*	0.0223***	0.000012	188	0.2376	0.7624	0.2066	0.2206
BEKAERT	0.0819*	-0.000076	0.0069	0.000082	247	0.3015	0.6985	0.1807	0.2224
OMEGA PHARMA	0.0610***	-0.000044***	-0.0056**	0.000047***	375	0.2123	0.7877	0.1131	0.1337

This table provides for 19 stocks belonging to the Belgian BEL20 Index the results from Glosten & Harris' (1988) model – version (1). Stocks in italic in the lower panel are those for which there exists a liquidity provider.

Parameters c_0 , c_1 , z_0 and z_1 are obtained through the estimation of equation:

$$\Delta P_t = c_0 \Delta Q_t + c_1 \Delta(Q_t V_t) + z_0 Q_t + z_1 Q_t V_t + \epsilon_t$$

where P_t is the transaction price, Q_t the trade indicator variable (+1 if a trade is buyer-initiated and -1 if it is seller-initiated), V_t the transaction size in number of shares and ϵ_t is an error term.

$\bar{V}$ is the average transaction size. α and γ are computed as follows:

$$\alpha = \frac{2(z_0 + z_1 \bar{V})}{2(c_0 + c_1 \bar{V}) + 2(z_0 + z_1 \bar{V})} \text{ and } \gamma = \frac{2(c_0 + c_1 \bar{V})}{2(c_0 + c_1 \bar{V}) + 2(z_0 + z_1 \bar{V})} = 1 - \alpha$$

The estimated spread S is given by: $S = 2(c_0 + c_1 \bar{V}) + 2(z_0 + z_1 \bar{V})$.

Quoted spread is the average quoted spread over the period. The marks ***, ** and * represent significance at respectively the 1, 5 and 10% level.

Table 2.8: Estimates from Glosten & Harris' (1988) model (2)

<i>Stock</i>	c_0	z_1	<i>Average transaction size</i> $\bar{V}$	<i>Adverse selection</i> α	<i>Order processing</i> γ	<i>Estimated spread</i> S	<i>Quoted spread</i>
SOLVAY	0.0435***	0.000063***	306	0.3067	0.6933	0.1254	0.1355
DELHAIZE GROUP	0.0194***	0.000013***	626	0.2972	0.7028	0.0553	0.0596
KBC	0.0222***	0.000016***	572	0.2977	0.7023	0.0631	0.0698
ELECTRABEL	0.0998***	0.000278***	133	0.2712	0.7288	0.2737	0.2726
DEXIA	0.0051***	0.000002***	1591	0.4387	0.5613	0.0181	0.0187
UCB	0.0257***	0.000000***	622	0.0118	0.9882	0.0521	0.0830
FORTIS	0.0056***	0.000005***	1301	0.5374	0.4626	0.0243	0.0236
AGFA-GEVAERT	0.0141***	0.000009***	533	0.2486	0.7514	0.0375	0.0454
IBA	0.0176***	0.000014***	332	0.2059	0.7941	0.0443	0.0714
BARCO (NEW)	0.0890***	0.000184***	173	0.2633	0.7367	0.2417	0.2985
INTERBREW	0.0149***	0.000007***	1121	0.3582	0.6418	0.0463	0.0499
GBL	0.0412***	0.000033***	521	0.2915	0.7085	0.1164	0.1610
TESSENDERLO	0.0602***	0.000074***	288	0.2614	0.7386	0.1629	0.2020
UMICORE	0.0450***	0.000068***	244	0.2712	0.7288	0.1235	0.1581
D'IETTEREN	0.2038***	0.002797***	47	0.3922	0.6078	0.6707	0.8070
ALMANIJ	0.0408***	0.000039***	378	0.2667	0.7333	0.1112	0.1333
COLRUYT	0.0792***	0.000128***	188	0.2326	0.7674	0.2064	0.2206
BEKAERT	0.0627***	0.000111***	247	0.3036	0.6964	0.1802	0.2224
OMEGA PHARMA	0.0451***	0.000032***	375	0.2101	0.7899	0.1141	0.1337

This table provides for 19 stocks belonging to the Belgian BEL20 Index the results from Glosten & Harris' (1988) model – version (2). Stocks in italic in the lower panel are those for which there exists a liquidity provider.

Parameters c_0 and z_1 are obtained through the estimation of equation:

$$\Delta P_t = c_0 \Delta Q_t + z_1 Q_t V_t + \epsilon_t$$

where P_t is the transaction price, Q_t the trade indicator variable (+1 if a trade is buyer-initiated and -1 if it is seller-initiated), V_t the transaction size in number of shares and ϵ_t is an error term.

$\bar{V}$ is the average transaction size. α and γ are computed as follows:

$$\alpha = \frac{2(z_1 \bar{V})}{2(c_0) + 2(z_1 \bar{V})} \text{ and } \gamma = \frac{2(c_0)}{2(c_0) + 2(z_1 \bar{V})} = 1 - \alpha$$

The estimated spread S is given by: $S = 2(c_0) + 2(z_1 \bar{V})$.

Quoted spread is the average quoted spread over the period. The marks ***, **, and * represent significance at respectively the 1, 5 and 10% level.

Fortis, with adverse selection components of 29.55% and 53.74% in models (1) and (2) respectively. The origin of the difference lies in the *variable* order processing cost, that represents more than 8 times the spread in model (1), but disappears in model (2).

The consistency of the model can be assessed through the estimated spread S , which is very close to the average posted spread for each stock, whatever the version under consideration. But even if, as noted earlier, the effective spread is higher than the quoted spread, the estimate given by S is slightly lower than the quoted spread for all stocks but Fortis.

2.4.5 Huang & Stoll's (1997) 2-way decomposition model

The basic regression model estimated in Huang & Stoll (1997) is the following:

$$\Delta P_t = \frac{S}{2} \Delta Q_t + (\alpha + \beta) \frac{S}{2} Q_{t-1} + e_t \quad (2.18)$$

where e_t is the error term. This regression thus provides estimates for the spread S , considered as being constant, and for $(\alpha + \beta)$, the sum of the adverse selection and the inventory holding components. The order processing cost γ is equal to $1 - \alpha - \beta$. The 3-way decomposition (or how to distinguish α and β) is proposed in Section 2.4.2.

If we consider that the inventory holding cost β is equal to 0, we can rewrite Equation (2.18) as follows:

$$\Delta P_t = \frac{S}{2} \Delta Q_t + \alpha \frac{S}{2} Q_{t-1} + e_t \quad (2.19)$$

The order processing cost γ is then equal to $1 - \alpha$. In their paper, Huang & Stoll prove that the model described by Equation (2.19) is equivalent to Glosten & Harris' (1988) model where we make the assumption that the spread is constant, i.e., where $C = c_0$ and $Z = z_0$. To show this, let's pose $z_0 = \alpha \frac{S}{2}$ and $c_0 = (1 - \alpha) \frac{S}{2}$; Equation (2.19) can then be rewritten as:

$$\Delta P_t = c_0 \Delta Q_t + z_0 Q_t + e_t \quad (2.20)$$

We estimated Equations (2.19) and (2.20) separately and indeed found the same results. Estimates given by Equation (2.19) are presented in Table 2.9. All parameter estimates are statistically significant at the 1% level. The adverse selection component lies in a relatively small range, between 19.5% and 55.3%. The order processing component is

once again the main part of the bid-ask spread. The spread estimated by the model is very close to the average posted spread. These results are logically very similar to those we have obtained in previous section for Glosten & Harris' (1988) model. The presence of a constant adverse selection component (z_0) in Huang & Stoll's (1997) 2-way decomposition explains why the estimates for UCB correspond to those given by the version (1) of Glosten & Harris' (1988) model. The absence of a variable order processing component can explain why the estimates for Fortis are closer to those given by the second version of Glosten & Harris' (1988) model.

Table 2.9: Estimates from Huang & Stoll's (1997) 2-way decomposition model

<i>Stock</i>	<i>Adverse selection α</i>	<i>Order processing γ</i>	<i>Estimated spread S</i>	<i>Quoted spread</i>
SOLVAY	0.3106***	0.6894	0.1249***	0.1355
DELHAIZE GROUP	0.3059***	0.6941	0.0550***	0.0596
KBC	0.3106***	0.6894	0.0628***	0.0698
ELECTRABEL	0.2878***	0.7122	0.2726***	0.2726
DEXIA	0.4452***	0.5548	0.0180***	0.0187
UCB	0.3558***	0.6442	0.0654***	0.0830
FORTIS	0.5530***	0.4470	0.0242***	0.0236
AGFA-GEVAERT	0.2531***	0.7469	0.0374***	0.0454
IBA	0.2567***	0.7433	0.0450***	0.0714
BARCO (NEW)	0.2665***	0.7335	0.2392***	0.2985
INTERBREW	0.3654***	0.6346	0.0461***	0.0499
GBL	0.2899***	0.7101	0.1166***	0.1610
<i>TESSENDERLO</i>	0.2730***	0.7270	0.1621***	0.2020
<i>UMICORE</i>	0.2829***	0.7171	0.1234***	0.1581
<i>D'ETEREN</i>	0.3715***	0.6285	0.6760***	0.8070
<i>ALMANIJ</i>	0.2624***	0.7376	0.1113***	0.1333
<i>COLRUYT</i>	0.2378***	0.7622	0.2067***	0.2206
<i>BEKAERT</i>	0.3020***	0.6980	0.1807***	0.2224
<i>OMEGA PHARMA</i>	0.1950***	0.8050	0.1142***	0.1337

This table provides for 19 stocks belonging to the Belgian BEL20 Index the results from Huang & Stoll's (1997) 2-way decomposition model. Stocks in italic in the lower panel are those for which there exists a liquidity provider.

Parameters α and S are obtained through the estimation of equation:

$$\Delta P_t = \frac{S}{2} \Delta Q_t + \alpha \frac{S}{2} Q_{t-1} + e_t$$

where P_t is the transaction price, Q_t the trade indicator variable (+1 if a trade is buyer-initiated and -1 if it is seller-initiated) and e_t the error term.

γ is calculated as $1 - \alpha$ and *Quoted spread* is the average quoted spread over the period.

The marks ***, ** and * represent significance at respectively the 1, 5 and 10% level.

2.4.6 Madhavan et al.'s (1997) model

The equation used by Madhavan et al. (1997) to estimate the spread components is the following:

$$\Delta P_t = \phi \Delta Q_t + \zeta(Q_t - \rho Q_{t-1}) + e_t \quad (2.21)$$

where ρ is the first-order autocorrelation in the trade-initiation variable, and e_t is the error term.

We first highlight the similarity with Equation (2.20) above. In fact, in Madhavan et al. (1997), the revision in beliefs, and hence the asymmetric information parameter, is not measured by the observed order flow Q_t as it is the case in Huang & Stoll (1997), but rather by the innovation or “surprise” in order flow, i.e., the difference between the observed and the expected order flow ($Q_t - \rho Q_{t-1}$).

In the original model developed by Madhavan et al. (1997), a parameter λ is estimated that represents the probability that a trade takes place inside the spread.²¹ While this view is consistent with quote-driven markets, where market makers can improve their quotes depending on the investor, so that some transactions occur at a price inside the quoted spread, it doesn't make sense in an order-driven market.²² We thus decide to constrain the λ parameter to be equal to zero in our procedure.²³

Equation (2.21) is estimated using a GMM procedure. The spread is then given by:

$$S = 2(\zeta + \phi) \quad (2.22)$$

The adverse selection and order processing components expressed as spread proportions are computed as follows:

$$\alpha = \frac{2\zeta}{2(\zeta + \phi)} \quad (2.23)$$

$$\gamma = \frac{2\phi}{2(\zeta + \phi)} \quad (2.24)$$

²¹This parameter does not appear in the basic equation, but is present in the population moments used to estimate the model with a GMM procedure.

²²On the contrary, we have already showed that our aggregation procedure generates some transactions taking place at an average price *outside* the spread.

²³A similar approach has been followed in Ahn et al. (2002).

Finally, the probability of trade reversal π is estimated by $\frac{1-\rho}{2}$.

The estimation results are provided in Table 2.10. All estimated parameters are significant at the 1% level, with the exception of ϕ for D'Ieteren. The estimated spread is very close to the spread observed in the data for all stocks. The π estimates are lower than our own estimates in Table 2.2, but there is a 0.97 correlation between both measures. These results seem to suggest that the model correctly captures the price behavior in our data.

The proportion of adverse selection in the spread lies from 38.4% to 90.7%, which is a relatively wide range. For all stocks in the sample, this component is higher than found with previous models of Glosten & Harris (1988) and Huang & Stoll (1997) – it is sometimes even the double. For 14 stocks out of 19, the adverse selection component represents more than half of the spread. These results are consistent with Van Ness et al. (2001) and Clarke & Shastri (2001).

2.4.7 Lin et al.'s (1995) model

In addition to the classical adverse selection and order processing costs, Lin et al. (1995) propose to estimate a third component that represents the extent of order persistence. Defining x_t as one-half the signed effective spread ($x_t = P_t - M_t$), the three equations below are used to estimate the relevant parameters:

$$\Delta M_t = \alpha x_{t-1} + e_t \quad (2.25)$$

$$x_t = \theta x_{t-1} + \eta_t \quad (2.26)$$

$$\Delta P_t = -\gamma x_{t-1} + u_t \quad (2.27)$$

where e_t and η_t are the disturbance terms assumed to be uncorrelated, $u_t = e_t + \eta_t$ and $\gamma = 1 - \alpha - \theta$. The parameter θ , which is the one that represents the extent of order persistence, can be used to measure the probability of trade continuation $\delta = \frac{1+\theta}{2}$ or if we prefer the probability of trade reversal $\pi = 1 - \delta$.²⁴

Results of that procedure are given in Table 2.11.²⁵ Most parameter estimates are highly significant, the only exception being the α value for Omega Pharma, which is not significant at all. It is easy to check that the sum of the three estimated parameters

²⁴This θ parameter is very similar in meaning to the parameter ρ estimated in Madhavan et al. (1997).

²⁵The empirical procedure actually uses the natural logarithm of the transaction price and the quote midpoint in each of the equations.

Table 2.10: Estimates from Madhavan et al.'s (1997) model

<i>Stock</i>	ϕ	ζ	ρ	<i>Probability of trade reversal</i> π	<i>Adverse selection</i> α	<i>Order processing</i> γ	<i>Estimated spread</i> S	<i>Quoted spread</i>
SOLVAY	0.0310***	0.0315***	0.4340***	0.2830	0.5040	0.4960	0.1249	0.1355
DELHAIZE GROUP	0.0147***	0.0129***	0.3666***	0.3167	0.4659	0.5341	0.0552	0.0596
KBC	0.0154***	0.0162***	0.4404***	0.2798	0.5119	0.4881	0.0632	0.0698
ELECTRABEL	0.0788***	0.0577***	0.3402***	0.3299	0.4225	0.5775	0.2730	0.2726
DEXIA	0.0030***	0.0060***	0.3562***	0.3219	0.6637	0.3363	0.0180	0.0187
UCB	0.0126***	0.0204***	0.5040***	0.2480	0.6171	0.3829	0.0660	0.0830
FORTIS	0.0011***	0.0108***	0.4236***	0.2882	0.9072	0.0928	0.0238	0.0236
AGFA-GEVAERT	0.0100***	0.0091***	0.5442***	0.2279	0.4756	0.5244	0.0381	0.0454
IBA	0.0136***	0.0093***	0.3879***	0.3060	0.4071	0.5929	0.0458	0.0714
BARCO (NEW)	0.0563***	0.0644***	0.5075***	0.2462	0.5337	0.4663	0.2414	0.2985
INTERBREW	0.0097***	0.0136***	0.4117***	0.2941	0.5824	0.4176	0.0466	0.0499
GBL	0.0253***	0.0325***	0.5167***	0.2417	0.5620	0.4380	0.1155	0.1610
TESSENDERLO	0.0388***	0.0421***	0.4935***	0.2532	0.5203	0.4797	0.1617	0.2020
UMICORE	0.0264***	0.0353***	0.5422***	0.2289	0.5722	0.4278	0.1233	0.1581
D'IETEREN	0.0331	0.3029***	0.5861***	0.2070	0.9014	0.0986	0.6722	0.8070
ALMANIJ	0.0255***	0.0307***	0.5385***	0.2307	0.5463	0.4537	0.1122	0.1333
COLRUYT	0.0477***	0.0541***	0.5746***	0.2127	0.5315	0.4685	0.2035	0.2206
BEKAERT	0.0415***	0.0488***	0.4523***	0.2738	0.5407	0.4593	0.1806	0.2224
OMEGA PHARMA	0.0346***	0.0216***	0.4839***	0.2581	0.3839	0.6161	0.1125	0.1337

This table provides for 19 stocks belonging to the Belgian BEL20 Index the results from Madhavan et al.'s (1997) model. Stocks in *italic* in the lower panel are those for which there exists a liquidity provider.

Parameters ϕ , ζ and ρ are obtained through the GMM estimation of equation:

$$\Delta P_t = \phi \Delta Q_t + \zeta (Q_t - \rho Q_{t-1}) + e_t$$

where P_t is the transaction price, Q_t the trade indicator variable (+1 if a trade is buyer-initiated and -1 if it is seller-initiated) and e_t the error term.

π , α and γ are computed as follows:

$$\pi = \frac{1-\rho}{2}, \alpha = \frac{2\zeta}{2(\zeta+\phi)} \text{ and } \gamma = \frac{2\phi}{2(\zeta+\phi)}.$$

The estimated spread is given by: $S = 2(\zeta + \phi)$

Quoted spread is the average quoted spread over the period.

The marks ***, ** and * represent significance at respectively the 1, 5 and 10% level.

is approximately equal to 1 for all stocks. The adverse selection component lies within a relatively small range, between 2.13% and 39.92%. The range is even smaller if we do not take into account UCB and Omega Pharma that both exhibit particularly low α and π values. The order processing component is smaller than in previous models, but this is due to the presence of the θ parameter. Parameter π is lower than 0.5 for all stocks, which is consistent with our data set. However, the correlation coefficient between our own estimates of the probability of trade reversal given in Table 2.2 and π values provided by Lin et al.'s (1995) procedure is only 0.32 and is not statistically different from 0. If we do not take into account UCB and Omega Pharma, for which Lin et al.'s (1995) estimated π values are very low, the correlation coefficient still remains relatively low at 0.51 but becomes significant at the 5% level.

Table 2.11: Estimates from Lin et al.'s (1995) model

<i>Stock</i>	<i>Adverse selection α</i>	<i>Order persistence θ</i>	<i>Order processing γ</i>	<i>Probability of trade reversal π</i>
SOLVAY	0.2609***	0.3177***	0.4098***	0.3411
DELHAIZE GROUP	0.2543***	0.3140***	0.4323***	0.3430
KBC	0.2649***	0.3143***	0.4182***	0.3429
ELECTRABEL	0.2610***	0.2381***	0.4945***	0.3810
DEXIA	0.3735***	0.2467***	0.3831***	0.3767
UCB	0.0556**	0.9885***	0.1043***	0.0057
FORTIS	0.3992***	0.2429***	0.3390***	0.3785
AGFA-GEVAERT	0.1996***	0.4511***	0.3502***	0.2745
IBA	0.2339***	0.4783***	0.2899***	0.2608
BARCO (NEW)	0.1994***	0.4639***	0.3371***	0.2680
INTERBREW	0.2962***	0.3169***	0.3883***	0.3416
GBL	0.2780***	0.4096***	0.3118***	0.2952
<i>TESSENDERLO</i>	0.2379***	0.4301***	0.3324***	0.2850
<i>UMICORE</i>	0.3056***	0.3887***	0.3055***	0.3057
<i>D'ITEREN</i>	0.3217***	0.4251***	0.2586***	0.2874
<i>ALMANIJ</i>	0.2250***	0.4234***	0.3382***	0.2883
<i>COLRUYT</i>	0.2579***	0.3646***	0.3788***	0.3177
<i>BEKAERT</i>	0.2634***	0.3923***	0.3412***	0.3038
<i>OMEGA PHARMA</i>	0.0213	0.8885***	0.0640***	0.0558

This table provides for 19 stocks belonging to the Belgian BEL20 Index the results from Lin et al.'s (1995) model. Stocks in italic in the lower panel are those for which there exists a liquidity provider. Parameters α , θ and γ are obtained respectively through the estimation of equations:

$$\Delta M_t = \alpha x_{t-1} + e_t$$

$$x_t = \theta x_{t-1} + \eta_t$$

$$\Delta P_t = -\gamma x_{t-1} + u_t$$

where P_t is the transaction price, M_t the quote midpoint and x_t the signed effective spread ($x_t = P_t - M_t$). e_t and η_t are uncorrelated error terms, and $u_t = e_t + \eta_t$.

π is calculated as $\frac{1-\theta}{2}$.

The marks ***, ** and * represent significance at respectively the 1, 5 and 10% level.

2.4.8 Global comments

If we want to summarize results from this section, it first seems that “complete” spread decomposition models, i.e., those that provide an estimate for all three classical spread components, are not relevant in an order-driven market. Indeed, results obtained with Stoll (1989) and Huang & Stoll’s (1997) 3-way decomposition are inconsistent, even for the stocks of our sample for which a liquidity provider is committed to supply liquidity. These results thus give support to empirical papers that choose not to apply these models in order-driven markets based on the hypothesis of no inventory holding cost.

Then we find that the decomposition proposed in George et al. (1991) does not seem to be effective, as one third of the α estimates it provides are negative. These poor results may be due to the covariance-based type of the model (similar to Stoll (1989)).

As for the five other 2-component spread decomposition models, they seem to produce more consistent results. Parameters are usually highly significant. The spread components are all positive. The estimated spread provided by both versions of Glosten & Harris (1988) (respectively *GH1* and *GH2* in the following), Huang & Stoll’s (1997) 2-way decomposition (hereafter *HS2*) and by Madhavan et al.’s (1997) model (hereafter *MRR*) are always very close to the quoted spread found in the data.

In order to analyze the coherence across those five models, we will now more closely consider the adverse selection component. This component is particularly interesting because it is the focus of most empirical studies in the literature. In *GH1*, *GH2* and *HS2*, which can be considered as three variations around a same model, adverse selection is the smallest component. This seems true also for Lin et al. (1995) (hereafter *LSB*), while *MRR* is the only case where adverse selection represents the major part of the spread. Table 2.12 provides the Spearman rank correlation coefficients for the adverse selection components measured by the five models under consideration.

Table 2.12: Correlation coefficients for the adverse selection estimates

	<i>GH1</i>	<i>GH2</i>	<i>HS2</i>	<i>MRR</i>	<i>LSB</i>
<i>GH1</i>	1.0000				
<i>GH2</i>	0.6632	1.0000			
<i>HS2</i>	0.8860	0.7912	1.0000		
<i>MRR</i>	0.5772	0.5333	0.6737	1.0000	
<i>LSB</i>	0.6018	0.8526	0.6930	0.6035	1.0000

This table presents Spearman rank correlation coefficients for the adverse selection components provided by the five following models: Glosten & Harris (1988) – versions (1) and (2) [respectively *GH1* and *GH2*], Huang & Stoll’s (1997) 2-way decomposition [*HS2*], Madhavan et al. (1997) [*MRR*] and Lin et al. (1995) [*LSB*].

All coefficients are positive and significantly different from 0 at the 1% level, except the correlation between MRR and GH2 that is significant at the 5% level. Correlations among GH1, GH2 and HS2 were expected to be high, as these are actually three different versions of a same model. This seems to be the case, even if the correlation between GH1 and GH2 can be considered as rather low (0.66). This may be driven by the relatively unstable estimates obtained for UCB and Fortis.²⁶ While lower in absolute value, correlations between MRR, LSB and the other models tend to show that there is some consistency among the models.

In summary, the five spread decomposition models used in Table 2.12 could be considered as alternative or substitute methods to analyze spread components in an order-driven market. But as GH1 and GH2 sometimes provide different estimates – remember our results for Fortis and UCB – we would recommend to limit the choice by considering only HS2, MRR and LSB methods.

2.5 Adverse selection components and information asymmetry

As already mentioned, there are some doubts about whether adverse selection estimates from spread decomposition models really measure information asymmetry. In the same spirit as Van Ness et al. (2001) and Clarke & Shastri (2001), we will now compare the results provided by the spread decomposition models with other information asymmetry metrics. Building on the conclusions drawn from the previous section, we will concentrate on HS2, MRR and LSB models.

The cross-sectional mean for the α parameter in Tables 2.9 to 2.11 equals 0.3119, 0.5605 and 0.2479 respectively for HS2, MRR and LSB. According to HS2 and LSB, information asymmetry does not represent on average the major part of the bid-ask spread for BEL20 Index stocks, while the opposite result holds for MRR. HS2 and LSB both classify Fortis and Dexia as having the largest adverse selection spread component. MRR provides the same conclusion if we do not take into account D'Ieteren for which one parameter is not significant at all. All three models attribute the smallest α parameter to Omega Pharma, but LSB estimate is not significant.

While those results are consistent with each other, the fact that the two most liquid stocks on Euronext Brussels are associated with the highest level of information asymmetry is puzzling, as these stocks are generally more carefully followed by financial

²⁶Indeed, when we do not take Fortis and UCB into account, the correlation coefficients among GH1, GH2 and HS2 all increase to 0.9 or more.

analysts, thereby reducing the risk of private information. It is usually considered that small and illiquid stocks are more subject to information asymmetry risk (see for instance Easley et al. (1996)), so we would have expected to obtain highest α values for stocks such as IBA, D'Ieteren or Tessenderlo.²⁷

This observation further encourages us to assess the validity of adverse selection components. However, contrary to Van Ness et al. (2001) and Clarke & Shastri (2001), we will stay in the field of market microstructure, which also allows us to exploit information available from the rebuilt order book.

2.5.1 Our information asymmetry proxies

Ideally, our information asymmetry proxies should be based on some theoretical results found in the literature. However, this is not an easy task. Indeed, many theoretical frameworks dealing with a limit order book, such as Foucault (1999) or Parlour (1998), do not consider asymmetric information. As explained in Bloomfield et al. (2005), “adding in asymmetric information generally renders the problem unsolvable”.²⁸ To incorporate adverse selection, papers must introduce some restrictive assumptions about the behavior of informed traders. The most popular one, that we can find for instance in Glosten (1994), is that informed traders are impatient and use only market orders. But the experimental setting in Bloomfield et al. (2005) tells a completely different story, as informed traders introduce more limit orders than market orders compared to the uninformed investors.

Given these difficulties, our information asymmetry proxies will be based on empirical and experimental results provided for limit order books, as well as on other measures which were developed in quote-driven markets. We consider the following proxies:

Relative hidden depth As explained in our description of Euronext microstructure (see Section 2.3.2), investors can use hidden orders, i.e., orders with some part of the quantity not being displayed to other market participants. Intuitively, we may think that hidden orders are used by informed traders who want to trade upon their information without paying the costs of demanding liquidity. An alternative hypothesis is that hidden orders are used by uninformed traders in order to mitigate adverse selection costs. Working on Nasdaq stocks, Tuttle (2005) shows that there is a positive relationship between hidden order use and the probability of an

²⁷On the other hand, we cannot forget that the 19 stocks from our sample are part of the main Belgian stock Index, so even the most illiquid ones must be under the attention of financial analysts.

²⁸Section 2 of Bloomfield et al. (2005) provides an interesting summary of theoretical models dedicated to limit order markets.

informational event proxied by market-model residual. She also shows that hidden depth, especially when it results from investment banks and wirehouses, is predictive of future market price movements, which could support the first hypothesis. Results obtained by Pardo & Pascual (2006) on the Spanish Stock Exchange are in favor of the second explanation, as they conclude that traders submit iceberg orders to manage the information asymmetry risk. Choosing between both explanations is difficult, but whatever the reason, hidden order use is in both cases positively linked to information asymmetry.

Denoting $Total\ depth_t$ the total number of shares (displayed and undisclosed) available at the five best limits of the order book at time t , and $Hidden\ depth_t$ the undisclosed number of shares available at these five best limits, we define relative hidden depth at time t as follows:

$$Relative\ hidden\ depth_t = \frac{Hidden\ depth_t}{Total\ depth_t} \quad (2.28)$$

Our first information asymmetry proxy is then a time-weighted average over the sample period of $Relative\ hidden\ depth_t$.

Trade Imbalance One of the most popular measures of information asymmetry is the *Probability of Information-Based trading* (PIN) developed in the context of a quote-driven market by Easley et al. (1996). One particular element that contributes to a higher PIN is the imbalance between buy and sell trades. We therefore use this imbalance as a second proxy. Defining Buy as the number of buyer-initiated trades during the sample period and $Sell$ as the number of seller-initiated trades, we derive our second proxy as follows:

$$Trade\ imbalance = \frac{|Buy - Sell|}{Buy + Sell} \quad (2.29)$$

Limit order proportion The most striking result from Bloomfield et al.'s (2005) experiment is that informed traders use a lot more limit orders than do uninformed traders. If we denote $All\ orders$ the total number of orders introduced during the sample period, and $Limit\ orders$ the number of limit orders introduced during this same period, then our third proxy is:

$$Limit\ order\ proportion = \frac{Limit\ orders}{All\ orders} \quad (2.30)$$

Depth imbalance Given the result found in Bloomfield et al. (2005) that informed traders act as liquidity providers, the expected imbalance due to private information would translate into the depth available in the order book. Denoting $Depth\ at\ bid_t$ (respectively $Depth\ at\ ask_t$) the total number of shares, both dis-

played and hidden, available at the five best bid (respectively ask) limits of the order book at time t , we define total depth imbalance at time t :

$$\text{Depth imbalance}_t = \frac{|\text{Depth at bid}_t - \text{Depth at ask}_t|}{\text{Depth at bid}_t + \text{Depth at ask}_t} \quad (2.31)$$

Our fourth proxy is thus the time-weighted average of Depth imbalance_t .

Volatility It is often argued that volatility is the consequence of trades generated by informed traders and is thus positively correlated with information asymmetry.²⁹ To compute volatility, we divide each trading day in seventeen 30-minute intervals and keep only the last transaction in each of these intervals.³⁰ If for some stocks and some days, there is no transaction in a given interval, we replicate the transaction price of the last available interval. We then compute the return between two consecutive intervals. This provides us with 16 returns for each trading day. *Volatility* is measured as the standard deviation of these returns over the period under study.

All our information asymmetry proxies are constructed in such a way that we expect a positive relationship between them and the adverse selection spread components.

2.5.2 Data and results

We propose to analyze the relationship between the adverse selection components and our information asymmetry proxies through correlation coefficients. We acknowledge that using 19 observations might not be sufficient to draw solid conclusions. In order to increase the sample size, we will use subsamples of one week for each stock.³¹ As we only want “complete” weeks, i.e., weeks that contain five trading days, we need to drop some trading days from the data set we have used so far. We finally keep 11 complete weeks, corresponding to 55 trading days and 296 952 transactions.

We first compute α estimates for each stock and for each week using HS2, MRR and LSB. Summarized results are given in Table 2.13, where we present for each stock the minimum, maximum and mean values based on the 11 estimates.³²

Results for HS2 and LSB confirm those presented in Section 2.4. The mean values are very close to the estimates obtained in Tables 2.9 and 2.11, with the exception of LSB

²⁹See for instance French & Roll (1986).

³⁰The last interval of the trading day lasts only 25 minutes.

³¹Ideally, we would like to work with daily estimates, but the small number of trades for some stocks and some days prevents us from doing so.

³²As HS2 procedure cannot provide estimates for IBA for 2 out of the 11 weeks, we only have 9 values for that stock.

Table 2.13: Summary of adverse selection components measured by week

<i>Stock</i>	<i>HS2</i>			<i>MRR</i>			<i>LSB</i>		
	<i>Min</i>	<i>Max</i>	<i>Mean</i>	<i>Min</i>	<i>Max</i>	<i>Mean</i>	<i>Min</i>	<i>Max</i>	<i>Mean</i>
SOLVAY	0.2469	0.3960	0.3083	0.4332	0.7635	0.5667	0.2228	0.3488	0.2697
DELHAIZE GROUP	0.2491	0.3597	0.3122	0.3670	0.6145	0.5288	0.2169	0.3040	0.2622
KBC	0.1603	0.4178	0.3154	0.3710	0.7191	0.5894	0.1511	0.3471	0.2552
ELECTRABEL	0.2001	0.3587	0.2655	0.3057	0.6139	0.4391	0.1821	0.2944	0.2288
DEXIA	0.3307	0.5033	0.4441	0.5705	0.9415	0.7330	0.2926	0.4402	0.3831
UCB	0.2356	0.4408	0.3418	0.4338	1.0247	0.7419	0.1198	0.4140	0.2630
FORTIS	0.4784	0.6612	0.5565	0.8235	1.2299	1.0059	0.3187	0.5487	0.4208
AGFA-GEVAERT	0.2047	0.3370	0.2563	0.4190	0.8244	0.6048	0.1401	0.2805	0.1944
IBA	0.0707	0.4768	0.2579	-0.3571	0.8589	0.3774	0.0566	0.3397	0.2256
BARCO (NEW)	0.1291	0.4752	0.2614	0.2582	1.2833	0.6276	0.1174	0.3503	0.2009
INTERBREW	0.2799	0.4406	0.3709	0.4760	0.7801	0.6561	0.2335	0.3645	0.2969
GBL	0.1896	0.4559	0.2944	0.3846	1.0146	0.6728	0.1281	0.3608	0.2411
TESSENDERLO	0.1173	0.4381	0.2622	0.2651	0.9773	0.6278	0.1362	0.2856	0.2123
UMICORE	0.0847	0.5330	0.2671	0.1929	1.0984	0.6908	0.0867	0.4538	0.2651
D'ETEREN	0.2071	0.6069	0.3899	0.7109	1.5396	1.1587	0.2001	0.4996	0.3150
ALMANIJ	0.1505	0.3661	0.2585	0.4195	0.9374	0.6307	0.1510	0.3142	0.2126
COLRUYT	0.1151	0.3446	0.2217	0.3422	1.0039	0.6193	0.1112	0.3241	0.2445
BEKAERT	0.1522	0.4657	0.2951	0.2911	1.2450	0.6409	0.1033	0.3522	0.2479
OMEGA PHARMA	0.1108	0.3201	0.2313	0.2982	0.6466	0.4951	0.0212	0.3075	0.1831

This table provides for 19 stocks belonging to the Belgian BEL20 Index the minimum, maximum and mean value of the weekly α estimates for Huang & Stoll's (1997) 2-way decomposition [*HS2*], Madhavan et al. (1997) [*MRR*] and Lin et al. (1995) [*LSB*]. Weekly results are obtained using 296 952 transactions corresponding to 11 "complete" weeks of October, November and December 2002. Stocks in italic in the lower panel are those for which there exists a liquidity provider.

estimates for UCB and Omega Pharma – but remember that α values in Table 2.11 were particularly low for both stocks. Fortis and Dexia once again have the largest adverse selection components with both models, whereas Omega Pharma has the smallest α value with LSB, and the second smallest value with HS2. It also seems that adverse selection components for less liquid stocks tend to lie in a wider range than for other stocks. It is worth noticing that almost all estimates are significant at the 1% level.³³

Results for MRR procedure are more contrasted. Firstly, there is a non negligible number of cases where the ϕ parameter used to compute the α component is not significant.³⁴ Secondly, we have some inconsistent α values, either negative or higher than 1, and not only for small stocks. Finally, the mean values are generally farther from the estimates given in Table 2.10. To sum up, results from Table 2.13 suggest that our weekly HS2 and LSB estimates can be considered as consistent, while we have more concern with MRR weekly results.

We now turn to correlations of these estimates with our information asymmetry proxies. The coefficients provided in Table 2.14 are obtained using 207 observations, corresponding to 18 stocks with 11 observations and one stock – UCB – with 9 observations. All coefficients which are higher than 0.15 in absolute value are significantly different from zero at the 1% or 5% level, the other ones are not significant. Correlations among our HS2, MRR and LSB α estimates are of the same magnitude as in Table 2.12. Our information asymmetry proxies are in general not correlated to each other, except for the positive link between *Relative hidden depth* and *Depth imbalance*, and a negative one between *Relative hidden depth* and *Volatility*.

The other results are not very enthusiastic. Only two out of the five proxies present the expected positive relationship with spread adverse selection components: *Volatility* and *Limit order proportion*. The magnitude of the coefficients is however rather low, the higher being equal to 0.47.³⁵

As explained above, there is no well accepted information asymmetry proxy in order-driven markets. If we accept the premise that the spread decomposition models are valid, then we can look critically at our “bad” proxies. *Trade imbalance* was chosen because it is at the heart of the PIN measure proposed in Easley et al. (1996). This measure was developed in the context of a quote-driven market and may not be appropriate. The results for *Depth imbalance*, while counter-intuitive at first sight, may be explained by the results in Bloomfield et al. (2005). This experiment highlights that informed traders

³³This information is not present in Table 2.13.

³⁴There are 11 stocks for which 4 or more of the 11 weekly ϕ estimates are not significant.

³⁵If we consider only the best limit, and not the five best limits, to compute *Relative hidden depth* and *Depth imbalance*, results are qualitatively the same. This is also the case if we replace *Trade imbalance* by an *Order imbalance*.

Table 2.14: Correlation between adverse selection components and information asymmetry proxies

	<i>HS2</i>	<i>MRR</i>	<i>LSB</i>	<i>Relative hidden depth</i>	<i>Trade imbalance</i>	<i>Limit order proportion</i>	<i>Depth imbalance</i>	<i>Volatility</i>
<i>HS2</i>	1.0000							
<i>MRR</i>	0.7059	1.0000						
<i>LSB</i>	0.8075	0.5911	1.0000					
<i>Relative hidden depth</i>	-0.2867	-0.2290	-0.3052	1.0000				
<i>Trade imbalance</i>	-0.3336	-0.0470	-0.3564	-0.0190	1.0000			
<i>Limit order proportion</i>	0.3750	0.4654	0.3193	-0.0972	-0.1028	1.0000		
<i>Depth imbalance</i>	-0.1722	-0.0533	-0.1822	0.5500	0.0714	-0.0570	1.0000	
<i>Volatility</i>	0.2934	0.2869	0.2613	-0.3585	0.1276	-0.0145	-0.0481	1.0000

This table presents Spearman rank correlation coefficients between α estimates provided by Huang & Stoll's (1997) 2-way decomposition [*HS2*], Madhavan et al. (1997) [*MRR*] and Lin et al. (1995) [*LSB*], and five other information asymmetry proxies.

Relative hidden depth is the time-weighted average of *Relative hidden depth_t* = $\frac{Hidden depth_t}{Total depth_t}$ where *Total depth_t* is the total number of shares (displayed and undisclosed) available at the five best limits of the order book at time *t* and *Hidden depth_t* is the undisclosed number of shares available at these five best limits.

Trade imbalance is defined as: $\frac{Buy-Sell}{Buy+Sell}$ where *Buy (Sell)* is the number of buyer- (seller-) initiated trades during the sample period.

Limit order proportion is measured as: $\frac{Limit orders}{All orders}$, where *All orders* is the total number of orders introduced during the sample period, and *Limit orders* is the number of limit orders introduced during this same period.

Depth imbalance is the time-weighted average of *Depth imbalance_t* computed as follows:

$$Depth imbalance_t = \frac{Depth at bid_t - Depth at ask_t}{Depth at bid_t + Depth at ask_t}$$

where *Depth at bid_t* (respectively *Depth at ask_t*) is the total number of shares, both displayed and hidden, available at the five best bid (respectively ask) limits of the order book at time *t*.

Volatility is measured by the standard deviation of 30-minute returns (computed using trade prices).

Correlation coefficients are computed using for each stock 11 observations corresponding to 11 "complete" weeks during the months of October, November and December 2002.

are the best liquidity providers in an order-driven market, which is supported by the positive relationship between our *Limit order proportion* proxy and the adverse selection components. But this is especially true at the end of their experimental markets, when the true value of the stock is bracketed by the best bid and offer in the order book. Thus, if the market is efficient, meaning if the midquote is a good estimate of the fundamental value, then the informed traders will be present both at the bid and at the ask. In this case, a *lower* imbalance in depth can be associated to a higher degree of information asymmetry, which is what we find in Table 2.14. The negative relationship between *Relative hidden depth* and the adverse selection spread components is difficult to justify. Indeed, this suggests that if all depth available in the book was displayed, information asymmetry would be at its highest degree ...

Of course, we cannot make abstraction of two elements: (i) the correlation coefficients are relatively low in absolute value, and (ii) they measure only linear relations, while the real relations may be more complex. We also recognize that our study can be thought of as a joint test of the spread component models and the information asymmetry proxies we have chosen. We can only conclude that some variables move in the same direction, while others do not. But determining which of these variables proxy information asymmetry is a difficult task, mainly because it is the very nature of private information that it is invisible to other market participants.

2.6 Conclusion

In this chapter, we have used several spread decomposition models to provide estimates of the spread components – inventory holding, adverse selection and order processing – for 19 stocks belonging to the Belgian BEL20 Index traded on Euronext Brussels. As these models were originally developed in the context of quote-driven markets, we have checked whether they provide consistent results when applied to order-driven markets.

We have encountered some difficulties in applying both models that take the inventory holding cost into account. While Stoll's (1989) model produces estimates of the probability of trade reversal that seem inconsistent with our data set, Huang & Stoll's (1997) 3-way decomposition procedure provides values that are either insignificant or irrelevant. This result can be viewed as a support for the often used hypothesis relative to the absence of real inventory management in order-driven markets: as limit order traders – who provide liquidity to the market – are not obliged to trade, they do not bear the risk of moving away from an “optimal” inventory level. This seems to be the case also for smaller stocks which are characterized by a so-called liquidity provider in charge of improving the supply of liquidity.

We have also found that the covariance-based model developed by George et al. (1991) does not provide consistent estimates of the adverse selection costs.

We have shown that the other models focusing exclusively on adverse selection and order processing components, namely the 2 implemented versions of Glosten & Harris (1988), Huang & Stoll's (1997) 2-way decomposition, Madhavan et al. (1997) and Lin et al. (1995) generally provide consistent results, with relatively highly correlated adverse selection components. If researchers have to choose among them in the context of an order-driven market, we suggest that they apply the Huang & Stoll's (1997) 2-way decomposition or Lin et al.'s (1995) procedure.

In order to check how well adverse selection components provided by Huang & Stoll (1997), Madhavan et al. (1997) and Lin et al. (1995) measure adverse selection, we have compared them with five information asymmetry proxies: relative hidden depth, trade imbalance, proportion of limit orders, total imbalance in the order book, and volatility. While the adverse selection components are as expected positively correlated with volatility and the proportion of limit orders in the order flow, the correlation coefficients with our three other proxies do not present the hypothesized positive sign.

However, we must admit that our information asymmetry proxies can be cast in doubt, as they have been chosen mainly out of intuition. In the absence of information asymmetry measures that have been specifically developed within the context of an order-driven market, we will accept that the adverse selection component of the bid-ask spread is a valid proxy for information asymmetry on order-driven markets.

Chapitre 3

Does anonymity matter on Euronext Paris?

This chapter centers on the switch to anonymity that occurred on Euronext Paris on April 23, 2001. In particular, we want to check whether that change in design have had any impact on market liquidity.

The first section details the motivations for undertaking that study. The second section provides an analysis of the switch to anonymity on Euronext Paris. In the third section, we look at how liquidity evolves on the New York Stock Exchange for the period surrounding the April 23 event, and we argue for the possible existence of a “global liquidity factor”. Some robustness tests are provided in the fourth section, while the last section concludes.

3.1 Motivation: Why anonymity might NOT influence market quality

In this chapter, we focus on the issue of pre-trade anonymity of liquidity suppliers in an order-driven market. We have seen in our review of the literature (see Section 1.4.1) that papers dealing with that issue come to the conclusion that anonymity improves liquidity. Our view is that it might not be the case. In this section, we provide some reasons for why we may disagree with what the literature tells us.

Let us first concentrate on theoretical papers dealing with pre-trade anonymity. Foucault et al. (2006) and Rindi (2004) provide two theoretical studies, based on the presence of information asymmetry in the market. When informed traders are present in the

market, the knowledge of who those traders are is of course helpful in predicting future prices, as those traders buy (sell) when the price is lower (higher) than the asset value. Our results of the previous chapter show that the adverse selection component of the spread is indeed a non-trivial portion of the bid-ask spread, so this hypothesis is probably founded. However, we note that in both models, when the market is not anonymous, traders know perfectly the identity of informed traders. This assumption is probably necessary to make the models tractable, but it is debatable from a practical point of view. Indeed, is it likely that traders are able at any moment to detect who has the information?

Rindi (2004) provides two versions of her theoretical model. In one version, the number of informed traders is kept constant. In the second version, this number is determined endogenously, as traders can choose to acquire information for a fixed cost. The impact of anonymity on liquidity is highly dependent on the version under consideration. Indeed, when information is exogenous, anonymity hurts liquidity, while the opposite result holds when information acquisition is endogenous. In that case, anonymity induces more traders to become informed, and this makes the market more liquid given that informed traders are the best liquidity providers.

The link that is established between anonymity and information acquisition may not be relevant in the case we study. While it seems clear from the literature on parallel markets that anonymous systems are characterized by a higher level of information asymmetry, thus giving support to Rindi's (2004) theoretical prediction, we may doubt that this is also the case when a single market switches from a transparent to an anonymous system, as it happened for instance on Euronext Paris or the Tokyo Stock Exchange. Rindi (2004) argues that "Big broker-dealers assemble a large number of customers and therefore have access to information on large order flows.[...] Large liquidity suppliers, forced by transparency to share their information on order flows, may leave the market." But why would those large broker-dealers decide to leave or enter a market as a simple result of the switch to a transparent or anonymous system, in particular if this market is the only place where they can trade some securities?

We also highlight that Rindi's (2004) model is set in a batch-auction system. While the predictions from this model are used to study pre-trade anonymity in an experimental order-driven market by Perotti & Rindi (2006), we think this may not be appropriate given the large gap between a continuous order-driven market and a batch-auction system. For instance, there is no clear distinction between liquidity providers and liquidity takers in a batch system.

The model solved in Foucault et al. (2006) does not fall prey to this last criticism, given that it has been specifically developed within the context of a continuous limit-order

market. However, we note that the structure of the game is quite rigid and specific, and may not be representative of what happens in real markets. For instance, liquidity provision in their model is divided in two stages and only some types of traders are allowed to play in each of those stages. So only informed dealers or pre-committed traders can act as leaders who post prices in the first stage, while the follower of the second stage is always an uninformed dealer.¹ Also, the information that the informed dealers possess in their model is quite non-standard, as it pertains only to the occurrence of an information event and not to the direction of that event (this is useful in their model given that limit orders can be viewed as free options, and volatility is an important determinant of the value of options). Finally, the predictions of their model concerning the impact of anonymity on liquidity depend on the value of a specific parameter that represents the proportion of informed dealers in the market. In summary, it is only under strict assumptions that pre-trade anonymity may play a role in their model.

Let us now turn to the empirical evidence. In the first chapter, we have seen that several papers have empirically studied the impact of anonymity on market liquidity. These papers make use of changes in design affecting real markets, what is called “natural experiment”. Traditionally, in natural experiment studies, researchers define one pre-event period and one (or more) post-event period(s), and analyze how the variables of interest evolve between those periods. Changes that are observed are then attributed to the change in design.²

Foucault et al. (2006) and Comerton-Forde et al. (2005) apply this methodology in order to analyze the impact of anonymity on several markets. However, as is the case in most studies adopting that approach, the period that is covered is rather short (broadly speaking, one month before and one month after the event date). If this choice is usually driven by the will to focus on the event, it may fail to take into account some more global moves in liquidity over time. We also note that the sample that is used by Comerton-Forde et al. (2005) includes some stocks that were not concerned by a change in anonymity (an issue we will come back to later).

In their study of the switch to anonymity on MTS in 1997, Scalia & Vacca (1999) consider a larger sample period, covering approximately 10 months before and after the event. These authors also conclude to a reduction in spreads, but we highlight two elements: they are dealing with a quote-driven market, and their multivariate analysis

¹See Section 1.4.1 for more details. As the authors point out, the configuration where the leader has a chance to be informed and the follower is uninformed is actually the only one where anonymity may play a role.

²Design changes that have been analyzed with this methodology include: a reduction in tick size [Bourghelle & Declerck (2004)], the disclosure of the 5 best limits of the order book [Boehmer et al. (2005), Madhavan et al. (2005)], the introduction and removal of hidden orders [Anand & Weaver (2004)], etc.

does not account for classical control variables such as volume or volatility.

For all the reasons we have mentioned so far, we think it is worthwhile to provide another analysis of the impact of anonymity on Euronext Paris. Does a change in design as simple as the concealing of ID codes really matter in an electronic order-driven market? In other words, is the information pertaining to the identities of traders of the same importance as for instance the order prices or quantities?

3.2 An empirical study of anonymity on Euronext Paris

In this section, we proceed to an empirical analysis of the switch to anonymity on Euronext Paris. We first provide information related to the switch to anonymity. We then describe the data set and the methodology that we have adopted. The analysis itself focuses on two aspects of market quality: information asymmetry and liquidity.

3.2.1 The switch to anonymity in Paris

In Section 2.3.2, we have seen that one of the objectives of Euronext was to provide a unique trading platform for the merging exchanges. We have already provided in that same section a description of the rules governing trading on NSC, the cash trading system.

On April 23, 2001, Euronext Paris was the first to switch to the NSC platform, but the trading rules in Paris were very similar before and after the switch. More precisely, Euronext Paris was already using NSC before that date, and the market only switched to the EMM version of NSC.³ That switch involved some minor changes, such as a slight modification in trading schedules – the continuous session ends at 5:25PM instead of 5:30PM – or a different treatment for orders that can trigger trading halts.

The only major change related to anonymity. Stocks that were traded continuously on Euronext Paris at that time used to be classified in 2 groups, depending on their activity level: “Continu A” for high-liquidity stocks and “Continu B” for medium-liquidity stocks. Before April 23, 2001, trader ID codes were displayed pre-trade for stocks of the Continu A, while they were displayed pre- *and* post-trade for stocks of the Continu B. This means that the April 23 event is akin to a pure switch to pre-trade anonymity for Continu A stocks, while it is a switch to both pre-trade and post-trade anonymity for Continu B

³EMM stands for “European Market Model”. It comes from the original project of merger between eight European exchanges that finally failed.

stocks. It thus provides a good opportunity to study the consequences of an exogenous switch to anonymity in an order-driven market.

3.2.2 Data and methodology

In their analysis of the April 23 event, Foucault et al. (2006) consider one pre-event period between March 26 and April 12, one post-event period ranging from April 30 to May 20 and a second post-event period from July 2 to July 20. They then analyze liquidity evolution between the pre-event period and each of the post-event periods. Comerton-Forde et al. (2005) adopt a similar approach. Their pre-event period covers 20 trading days prior to the event date (March 22 to April 20), their first post-event period covers 20 trading days immediately after the event (April 24 to May 22), and their second post-event period covers the period from May 23 to June 20.

Except for the number of periods and the exact dates that those periods cover, our approach is very similar. In order to catch any possible permanent effect, we have decided to consider three post-event periods: from May 7 to May 18, from June 11 to June 22, and from July 9 to July 20. As for the pre-event period, we have chosen to include two of them in our analysis: the first one ranges between February 5 and February 16, and the second covers the period from March 26 to April 6. This choice has been guided by our willingness to study the stability of variables over time.⁴ Note that, consistent with Foucault et al. (2006), we have dropped weeks just around the event of April 23, in order to avoid contamination due to the proximity of the event. Our five periods all cover two complete weeks, i.e., they all consist of ten trading days starting from Monday of the first week and ending on Friday of the second week. We will refer to them as periods -2, -1, 1, 2 and 3 in the following of the study.

If anonymity really has an impact on the variables we study, we expect to observe no difference between the two pre-event periods, and a significant difference between the second pre-event period and the first post-event period. If the impact is permanent, we shouldn't note any "mean-reversion" effect during the second or the third post-event period. If it takes some time to traders to get to a new equilibrium after the switch, we still may observe differences between the first and the second post-event periods, as well as between the second and the third post-event periods.

Another difference with Foucault et al. (2006) and Comerton-Forde et al. (2005) lies in the stocks selected for the analysis. While Foucault et al. (2006) focus on stocks

⁴Boehmer et al. (2005), who focus on another type of natural experiment, in their case the disclosure of the order book on the NYSE in January 2002, also use another pre-event period as a robustness test, in order to see whether their results do not simply reflect the existence of a trend.

composing the CAC40 Index and Comerton-Forde et al. (2005) on stocks comprised in the Euronext 100 Index, we consider a broader sample, containing stocks from the Continu A as well as stocks from the Continu B. We divide our sample in three categories: CAC40 stocks, Continu A stocks and Continu B stocks.⁵ We concentrate on French ordinary shares. For a stock to be included in our sample, we require that it has not changed from one category to another during the period January 1 - July 31, 2001 and that it has at least one transaction for each day of the five periods defined above. Our final sample includes 39 stocks from the CAC40 Index, 117 from the Continu A and 36 from the Continu B. Lots of stocks have been eliminated from the initial Continu B sample because they did not satisfy the “transaction” criterion.

The dataset we use in this study comes from the BDM (Base de Données de Marché) database which is provided on a monthly basis by Euronext Paris. It includes data about trades, orders, and best bid and ask limits, which are all time-stamped at the second. Note that, in contrast to the data set used in Chapter 2, we do not have information about trader ID codes.

For the analyses, we keep only data during the continuous session and before 5:20 PM. In doing so, we hope that our results will not be polluted by the minor change in trading schedule induced by the adoption of the common trading platform as described above.

In Table 3.1, we provide some basic activity statistics for the five periods under study. For each stock, we first computed daily values, and then averaged these daily values over each period. Data in the table are the cross-sectional mean (first line) and median (second line) for each sample category. For the second pre-event period as well as the three post-event periods, we also provide the p-values associated to a paired t-test of equality of means and to a Wilcoxon test of equality of medians between the period and the preceding one.

Our three subsample categories present very different activity levels. We see for instance that during period -2, the median of the daily number of transactions equals 1 626 for CAC stocks, 100 for Continu A stocks and 24 for Continu B stocks.⁶ Looking at the daily number of trades and at the daily volume in euros, there seems to be a significant increase in activity for CAC stocks between periods -2 and -1, while the other stocks seem to have experienced a decrease in activity during the same time span. There is also a significant activity decrease for all stocks during the last period, which was expected given that it is a holiday period. The whole period is globally a “bearish” one, as indicated by the significant price decrease, except between periods -1 and 1 just

⁵CAC40 stocks all belong to the Continu A group. We however make a separate category of these stocks as they are constituent of Euronext Paris main stock Index, and are also much more liquid than other stocks from the Continu A.

⁶These figures represent the number of trades recorded in the database, so without any aggregation.

Table 3.1: Descriptive statistics for Euronext Paris around the switch to anonymity

	Pre-event			Post-event		
	Feb5 to Feb16	Mar26 to Apr6	May7 to May18	Jun11 to Jun22	Jul9 to Jul20	
<i>Daily number of trades</i>						
CAC Stocks	2222.62 1626.30	2398.39 1802.70*** (0.2527) (0.0036)	2172.33 1928.90 (0.1834) (0.3013)	2205.87 1853.80 (0.6626) (0.4499)	1901.64*** 1471.70*** (0.0017) (0.0000)	
Continu A Stocks	237.99 100.50	206.48* 83.70*** (0.0711) (0.0064)	207.54 108.00* (0.9564) (0.0624)	222.37 120.90 (0.1420) (0.1206)	163.85*** 79.60*** (0.0000) (0.0000)	
Continu B Stocks	39.72 24.05	28.66** 18.00** (0.0330) (0.0130)	33.99* 25.45** (0.0859) (0.0245)	36.04 21.85 (0.6744) (0.7465)	28.78** 15.60*** (0.0225) (0.0002)	
<i>Trade Size (number of shares)</i>						
CAC Stocks	365.27 300.83	396.99** 334.50*** (0.0398) (0.0063)	408.11 325.87 (0.3237) (0.5012)	483.12*** 395.85*** (0.0045) (0.0027)	491.24 397.85 (0.7487) (0.6024)	
Continu A Stocks	190.27 115.61	220.13*** 129.95*** (0.0007) (0.0006)	208.66 115.67** (0.4885) (0.0214)	215.62 128.24* (0.6903) (0.0834)	244.58* 135.69 (0.0986) (0.8829)	
Continu B Stocks	133.80 99.69	144.94 97.76 (0.4211) (0.4492)	125.47 85.05 (0.1058) (0.1963)	156.04** 108.30*** (0.0149) (0.0025)	120.18** 90.03* (0.0418) (0.0868)	
<i>Daily volume (1 000 euros)</i>						
CAC Stocks	72607.24 38199.40	73589.56 43983.39** (0.8605) (0.0235)	74530.12 45720.00 (0.7959) (0.7218)	75758.41 54174.82 (0.8136) (0.5279)	59689.35*** 32952.89*** (0.0007) (0.0000)	
Continu A Stocks	2736.59 707.89	2196.02 544.23** (0.1295) (0.0325)	2226.78 699.64 (0.9036) (0.3015)	2460.88 631.09 (0.1339) (0.1728)	2119.32 402.89*** (0.2053) (0.0000)	
Continu B Stocks	205.06 87.07	129.18*** 53.99*** (0.0080) (0.0043)	163.44* 74.69** (0.0500) (0.0195)	211.60 81.58 (0.3163) (0.6551)	141.43** 45.56*** (0.0144) (0.0002)	
<i>Price</i>						
CAC Stocks	96.83 68.91	84.62*** 64.31*** (0.0057) (0.0000)	89.22** 69.19*** (0.0190) (0.0000)	79.89*** 61.42*** (0.0089) (0.0000)	67.05* 55.42*** (0.0764) (0.0001)	
Continu A Stocks	72.28 53.97	65.99*** 53.41*** (0.0022) (0.0000)	69.22** 55.85*** (0.0320) (0.0000)	66.95** 56.38*** (0.0294) (0.0003)	62.71** 54.34*** (0.0103) (0.0000)	
Continu B Stocks	52.60 36.22	44.53** 34.98*** (0.0188) (0.0000)	48.05*** 33.02*** (0.0005) (0.0000)	47.34 33.02 (0.4327) (0.1137)	44.91*** 35.52*** (0.0056) (0.0039)	
<i>Volatility</i>						
CAC Stocks	0.00403 0.00383	0.00633*** 0.00607*** (0.0000) (0.0000)	0.00424*** 0.00417*** (0.0000) (0.0000)	0.00450 0.00414 (0.1263) (0.1160)	0.00468 0.00443 (0.2305) (0.2348)	
Continu A Stocks	0.00421 0.00391	0.00555*** 0.00484*** (0.0000) (0.0000)	0.00423*** 0.00368*** (0.0043) (0.0000)	0.00471 0.00422*** (0.2677) (0.0000)	0.00399*** 0.00360*** (0.0005) (0.0000)	
Continu B Stocks	0.00458 0.00476	0.00798* 0.00544*** (0.0710) (0.0015)	0.00413** 0.00362*** (0.0336) (0.0001)	0.00492 0.00399* (0.1247) (0.0996)	0.00490 0.00383 (0.9382) (0.8656)	

This table provides various descriptive statistics for the different sample categories (CAC stocks, Continu A stocks and Continu B stocks) and for the five periods under consideration. For each variable and each sample category, the first (second) line provides the cross-sectional mean (median). For periods “Mar26 to Apr6”, “May7 to May18”, “Jun11 to Jun22” and “Jul9 to Jul20”, the numbers in parentheses are the p-values relative to a paired t-test for equality of means and a Wilcoxon test for equality of medians between that period and the preceding one. The marks ***, ** and * represent significance at respectively the 1, 5 and 10% level.

around the event. Finally, we note that volatility, computed as the standard deviation of the 30-minute midquote return, most often significantly changes from one period to another.

3.2.3 Anonymity and information asymmetry

We first want to see whether there exists a link between anonymity and information asymmetry. Indeed, we have already mentioned that one of Rindi's (2004) theoretical predictions is that a switch to anonymity induces traders to acquire information. This result is very intuitive as the less transparent the market, the more a trader can make a profit on her information, and so the more incentives she has to acquire that information. Perotti & Rindi's (2006) experimental markets support this hypothesis. Other empirical supports may be found in papers dealing with parallel markets: Grammig et al. (2001), Barclay et al. (2003) or Jain et al. (2006) all show that information asymmetry is higher in an anonymous system.⁷

We will use the adverse selection component of the bid-ask spread as proxy for information asymmetry. Given our conclusions of Chapter 2, we will use the model developed by Huang & Stoll (1997), which is very general and, as the authors demonstrate, encompasses most of the other models that were developed in the literature. So we estimate Huang & Stoll's (1997) equation:

$$\Delta P_t = \frac{S}{2} \Delta Q_t + \alpha \frac{S}{2} Q_{t-1} + e_t \quad (3.1)$$

where P_t is the transaction price at time t , Q_t is a trade indicator variable (+1 if a trade is buyer-initiated and -1 if it is seller-initiated) and e_t is the error term. α and S are the parameters to be estimated and respectively represent the adverse selection component of the spread expressed as a fraction of the spread, and the spread in monetary terms.

We estimate this α value for each stock and for each period. In order to sign transactions, we compare the transaction price with the prevailing midquote. When the price is higher than the midquote we consider the transaction to be buyer-initiated, otherwise we consider it is a sell trade. We aggregate all transactions recorded at the same time and at the same price as one single transaction.⁸ The results are provided in Table 3.2,

⁷See Section 1.4.1 for more details.

⁸Note that results are qualitatively similar if we aggregate transactions occurring at the same second in the same direction, but possibly at different prices.

where we present the median α values for each sample category and for each period, as well as p-values of a paired Wilcoxon test.

Table 3.2: Information asymmetry analysis – Huang & Stoll’s (1997) α values

	Pre-event		Post-event			
	Feb5 to Feb16	Mar26 to Apr6	May7 to May18	Jun11 to Jun22	Jul9 to Jul20	
CAC	28.66	30.83*** (0.0000)	29.67 (0.2186)	30.44 (0.1572)	29.85 (0.9128)	
Continu A	27.92	27.00 (0.4544)	27.23 (0.6881)	28.07 (0.6141)	26.21** (0.0105)	
Continu B	24.02	25.02 (0.8475)	21.91 (0.8175)	23.24 (0.1603)	25.63 (0.7233)	

This table provides Huang & Stoll’s (1997) α values for the different sample categories (CAC stocks, Continu A stocks and Continu B stocks) and for the five periods under consideration. The α parameter is obtained through the estimation of the following equation: $\Delta P_t = \frac{S}{2} \Delta Q_t + \alpha \frac{S}{2} Q_{t-1} + e_t$, where P_t is the transaction price at time t , Q_t is a trade indicator variable (+1 if a trade is buyer-initiated and -1 if it is seller-initiated), e_t is the error term, and α and S are the parameters to be estimated. Values reported are the medians of each sample category. For periods “Mar26 to Apr6”, “May7 to May18”, “Jun11 to Jun22” and “Jul9 to Jul20”, the numbers in parentheses are the p-values relative to a Wilcoxon test for equality of medians between that period and the preceding one. The marks ***, ** and * represent significance at respectively the 1, 5 and 10% level.

The adverse selection component always represents between 20% and 30% of the spread, with little variation across categories. It may be surprising that the adverse selection component is highest for CAC stocks (around 30%) and lowest for Continu B stocks (around 25%), as information asymmetry is generally considered to be a decreasing function of a stock activity level (see for instance Easley et al. (1996)). The α parameter also shows very little variation over time. There are only two significant differences: a decrease for Continu A stocks between the second and third post-event periods, and an increase for CAC stocks between the pre-event periods.⁹ So if the adverse selection component for CAC stocks is indeed higher after the switch to anonymity, the increase appeared *before* the April 23 event, and is also marginal in economic terms. Nothing particular seems to characterize the presumably critical switch around April.

So if we believe that Huang & Stoll’s (1997) α values are a good proxy for information asymmetry, then we conclude that the switch to anonymity on Euronext Paris did not have any effect on incentives to acquire information. While this result is at odds with the literature on parallel markets, we find it consistent with our own intuition. Indeed, when the same stocks can be traded on different platforms, it is natural to believe that traders will prefer one system to the other, and so that information asymmetry will differ between markets varying in their degree of anonymity. But when a single market switches from a non-anonymous to an anonymous system, it is unlikely that traders will alter their behavior in terms of information gathering.

⁹Note that the adverse selection component for the three post-event periods for CAC stocks is significantly higher than for the first pre-event period, a result that is not shown in the table.

3.2.4 Anonymity and liquidity

We now turn to the question of what impact anonymity may have on market liquidity. The literature so far seems to agree on the proposition that pre-trade anonymity in an order-driven market improves liquidity [Foucault et al. (2006), Comerton-Forde et al. (2005), Perotti & Rindi (2006), etc.]. But if we believe that Rindi's (2004) model accurately depicts what happens in a market such as Euronext, then anonymity should hurt liquidity when the number of informed traders is kept constant, which seems to be the case given the results of the previous section.

Note however that there are stocks in our sample, namely Continu B stocks, that also experienced a switch to *post-trade* anonymity. In another natural experiment analysis, Waisburd (2004) examines the effect of the disclosure of post-trade identities on market liquidity. His analysis focuses on 27 stocks from the Paris Bourse that changed market category, between the *anonymous* Continu A and the *non-anonymous* Continu B, and comes to the conclusion that post-trade identity disclosure reduces execution costs, as various spread measures are lower for Continu B stocks when other factors known to influence the spread are taken into account. This means that we may observe different effects for our different sample categories.

We first focus on an unconditional liquidity analysis. In Table 3.3, we provide statistics for several liquidity variables – quoted spread in euros and in percentage of the price, quoted depth in shares and in euros – for each sample category and each period. As expected, quoted spread decreases with activity level: spread for Continu B stocks is much higher than it is for Continu A stocks, which is itself higher than for CAC stocks. As for quoted depth in shares and in euros, it logically increases with activity.¹⁰

Consistent with the findings in Foucault et al. (2006) and Comerton-Forde et al. (2005), we note that there is a significant decrease in spread (in euros and in percentage) and a significant increase in depth (in shares and in euros) for CAC stocks after the switch of April 23. Moreover, this pattern is not restricted to CAC stocks, as we also observe it for Continu A stocks and for Continu B stocks. At first sight these results tend to support the hypothesis of an improvement in liquidity after the switch to anonymity.

However, if we look at liquidity evolution over our five periods, this conclusion is not so clearly supported. Indeed, liquidity measures are not stable over time, and we highlight that liquidity improvement between periods -1 and 1 actually follows a liquidity deterioration between our two pre-event periods. In Table 3.4, we report the same liquidity

¹⁰We must highlight that the BDM database we used for this study only provides information about the best limits of the order book. We know that depth at the best limit is only a portion of the whole depth available in the book – see for instance D'Hondt (2003) –, so that results for depth at the best limit might not be extended to whole market depth.

Table 3.3: Univariate liquidity analysis on Euronext Paris

	Pre-event			Post-event		
	Feb5 to Feb16	Mar26 to Apr6	May7 to May18	Jun11 to Jun22	Jul9 to Jul20	
<i>Quoted Spread (euros)</i>						
CAC Stocks	0.128	0.145*** (0.0007)	0.119*** (0.0000)	0.097*** (0.0001)	0.096 (0.6217)	
Continu A Stocks	0.381	0.414*** (0.0000)	0.328*** (0.0000)	0.316** (0.0192)	0.297 (0.1167)	
Continu B Stocks	0.633	0.800*** (0.0084)	0.543*** (0.0009)	0.631 (0.1376)	0.627 (0.1065)	
<i>Quoted Spread (% of midquote)</i>						
CAC Stocks	0.17	0.21*** (0.0000)	0.16*** (0.0000)	0.16 (0.8160)	0.17** (0.0156)	
Continu A Stocks	0.66	0.97*** (0.0000)	0.63*** (0.0000)	0.66*** (0.0001)	0.73*** (0.0005)	
Continu B Stocks	1.60	2.20*** (0.0000)	1.60*** (0.0000)	1.72* (0.0839)	1.61 (0.8415)	
<i>Quoted Depth at the best limit (# of shares)</i>						
CAC Stocks	1741.31	1591.84*** (0.0092)	1840.75** (0.0000)	2211.45*** (0.0024)	2291.36** (0.0254)	
Continu A Stocks	466.17	430.25*** (0.0003)	452.45*** (0.0091)	521.78*** (0.0027)	543.02 (0.4997)	
Continu B Stocks	269.31	271.82 (0.9632)	325.75 (0.0013)	312.48 (0.7582)	331.82 (0.5373)	
<i>Quoted Depth at the best limit (euros)</i>						
CAC Stocks	164035.86	122564.86*** (0.0000)	164267.74*** (0.0000)	152642.83 (0.8911)	130057.10*** (0.0000)	
Continu A Stocks	25296.37	20922.89*** (0.0000)	23945.95*** (0.0072)	23454.34* (0.0693)	25378.45 (0.8531)	
Continu B Stocks	11465.09	9534.88*** (0.0008)	12907.06*** (0.0000)	11974.13 (0.5271)	10228.80 (0.5070)	

This table provides several liquidity measures for the different sample categories (CAC stocks, Continu A stocks and Continu B stocks) and for the five periods under consideration. Values reported are the medians of each sample category. For periods “Mar26 to Apr6”, “May7 to May18”, “Jun11 to Jun22” and “Jul9 to Jul20”, the numbers in parentheses are the p-values relative to a Wilcoxon test for equality of medians between that period and the preceding one. The marks **, * and * represent significance at respectively the 1, 5 and 10% level.

statistics as in Table 3.3, but the p-values refer to Wilcoxon tests comparing medians of a given period with the medians of the *first* pre-event period.

When we compare the three post-event periods with period -2, we see that the quoted spread expressed in monetary terms has decreased over time for CAC and Continu A stocks, while it has not changed for Continu B category. However, the origin of this decrease may lie in some price decrease over the period (see Table 3.1): the spread may indeed be conditioned by the minimum price increment – or tick size – which is itself an increasing function of the stock price. In our sample, the proportion of order book states over the five periods where the spread is exactly equal to one tick equals 33% for CAC stocks, 9% for Continu A stocks and 3% for Continu B stocks.¹¹ This means that, in particular for CAC stocks and to a lesser extent for Continu A stocks, the spread may be kept at an artificially high level because of the tick size, so when prices go behind some thresholds determining the tick size, the spread may mechanically decrease.

The quoted spread expressed as a fraction of the midquote does not follow any clear pattern. For CAC and Continu A stocks, there seems to be a significant decrease during the first post-event period (but it seems marginal from an economic point of view, as it decreases from 0.17% to 0.16% for CAC stocks, and from 0.66% to 0.63% for Continu A stocks), while there is no significant change when we consider the last two post-event periods. The pattern for Continu B segment is far less clear: there seems to be some marginally significant increase for the quoted spread, from 1.60% in the first pre-event period to 1.61% in the third post-event period. So the results are not very convincing, but we also note that they may be obscured by the price decrease along the period.¹²

Quoted depth expressed in number of shares shows a significant increase during the second and the third post-event period. We may hypothesize that this is due to the price decline as the quoted depth in volume (euros) does not change significantly, with the exception of CAC stocks during the last post-event period, where it actually *decreases*.

These univariate results do not provide any clear idea of how liquidity evolved around the switch to anonymity. However, it is well-known in the literature – and we have pointed it out in our analysis above – that liquidity is influenced by several variables related to stock activity, price and volatility (see for instance McInish & Wood (1992) or Stoll (2000)). That is why we now adopt a multivariate approach to analyze liquidity. We use a regression framework similar to Boehmer et al. (2005), Waisburd (2004) or

¹¹The corresponding figures for the proportion of *time* where the spread equals one tick are 31%, 8% and 2% for CAC, Continu A and Continu B stocks respectively.

¹²We have seen that when prices go down, the spread expressed in euros may mechanically decrease through a tick size change, which works toward decreasing the percentage spread. But as the price appears on the denominator of the percentage spread, the price decrease also works toward increasing it, and the net effect is ambiguous.

Table 3.4: Univariate liquidity analysis on Euronext Paris (comparison with the first pre-event period)

	Pre-event			Post-event		
	Feb5 to Feb16	Mar26 to Apr6	May7 to May18	Jun11 to Jun22	Jul9 to Jul20	
<i>Quoted Spread (euros)</i>						
CAC Stocks	0.128	0.145*** (0.0007)	0.119** (0.0110)	0.097*** (0.0000)	0.096*** (0.0000)	
Continu A Stocks	0.381	0.414*** (0.0000)	0.328*** (0.0002)	0.316* (0.0714)	0.297 (0.1453)	
Continu B Stocks	0.633	0.800*** (0.0084)	0.543 (0.1030)	0.631 (0.8777)	0.627 (0.3780)	
<i>Quoted Spread (% of midquote)</i>						
CAC Stocks	0.17	0.21*** (0.0000)	0.16** (0.0429)	0.16 (0.1791)	0.17 (0.5646)	
Continu A Stocks	0.66	0.97*** (0.0000)	0.63*** (0.0016)	0.66 (0.8637)	0.73* (0.0522)	
Continu B Stocks	1.60	2.20*** (0.0000)	1.60 (0.5684)	1.72* (0.0727)	1.61* (0.0676)	
<i>Quoted Depth at the best limit (# of shares)</i>						
CAC Stocks	1 741.31	1 591.84*** (0.0092)	1 840.75 (0.2293)	2 211.45*** (0.0049)	2 291.36* (0.0625)	
Continu A Stocks	466.17	430.25*** (0.0003)	452.45 (0.5803)	521.78** (0.0370)	543.02*** (0.0001)	
Continu B Stocks	269.31	271.82 (0.9632)	325.75 (0.1802)	312.48 (0.1137)	331.82*** (0.0280)	
<i>Quoted Depth at the best limit (euros)</i>						
CAC Stocks	164 035.86	122 564.86*** (0.0000)	164 267.74 (0.9563)	152 642.83 (0.7424)	130 057.10** (0.0217)	
Continu A Stocks	25 296.37	20 922.89*** (0.0000)	23 945.95 (0.1430)	23 454.34 (0.8362)	25 378.45 (0.8236)	
Continu B Stocks	11 465.09	9 534.88*** (0.0008)	12 907.06 (0.8055)	11 974.13 (0.8899)	10 228.80 (0.1909)	

This table provides several liquidity measures for the different sample categories (CAC stocks, Continu A stocks and Continu B stocks) and for the five periods under consideration. Values reported are the medians of each sample category. For periods “Mar26 to Apr6”, “May7 to May18”, “Jun11 to Jun22” and “Jul9 to Jul20”, the numbers in parentheses are the p-values relative to a Wilcoxon test for equality of medians between that period and the period “Feb5 to Feb16”. The marks ***, **, * and * represent significance at respectively the 1, 5 and 10% level.

Foucault et al. (2006) to analyze whether the switch to anonymity influences liquidity once the other control variables are taken into account.

The first regression we estimate is a pooled-regression of the following simple form:

$$Liq_{i,t} = \alpha + \beta_1 Vol_{i,t} + \beta_2 P_{i,t} + \beta_3 Volat_{i,t} + \beta_4 D_{post,t} + \epsilon_{i,t} \quad (3.2)$$

where $Liq_{i,t}$ is the liquidity measure for stock i on day t , $Vol_{i,t}$ is the natural logarithm of the daily volume in euros traded for stock i on day t , $P_{i,t}$ is the average transaction price for stock i on day t , $Volat_{i,t}$ is the standard deviation of 30-minute midquote return for stock i on day t , $D_{post,t}$ is a dummy variable equal to 1 if day t falls in one of the three post-event periods and 0 otherwise, and $\epsilon_{i,t}$ is the error term.

We estimate this equation separately for four different liquidity measures (quoted spread in monetary terms, quoted spread in percentage of the midquote, depth at the best limit in number of shares and depth at the best limit in monetary terms) and for the three subsample categories. Results are reported in Panel A of Table 3.5.¹³ R-squares are quite good, especially for CAC stocks (with a 0.85 value for the monetary spread regression). The only exception is the regression for quoted depth in shares for CAC stocks, where R^2 equals 0.01 and only few coefficients are significant. For other regressions, most of the control variables coefficients are highly significant with the expected sign. Trading volume negatively affects the spread and positively influences depth. Price has a positive impact on the spread and quoted depth expressed in euros, while it has a negative impact on quoted depth in shares and no impact on spread in percentage.¹⁴ Volatility is as expected a “liquidity deterrent”.

As for the coefficients on the dummy variable, they all have the sign consistent with liquidity improvement after the switch to anonymity, but not all of them are statistically significant. Most of the dummy coefficients for spread regressions are significantly negative, except for the percentage quoted spread for Continu B stocks, which could be

¹³In order to account for potential heteroskedasticity and autocorrelation, we have computed Newey & West (1987) consistent standard errors, using Newey & West’s (1994) automatic truncation lag procedure. Note also that in Table 3.5, the coefficients on the volatility variable have been divided by 1 000, while *all* coefficients related to the regression for quoted depth in euros have been divided by 1 000.

¹⁴In another set of regressions, which are not shown here, we have also included the tick size as a control variable. It turns out that the tick positively affects both spread measures for CAC stocks, has no effect on Continu A stocks and negatively affects Continu B stocks. These results are consistent with our earlier finding that the spread for CAC stocks often equals one tick, which is less often the case for Continu A stocks. For Continu B stocks, the negative relationship may possibly be explained by the fact that stocks with a higher tick have a higher price, and are thus more liquid. When tick size is included in the percentage spread regression for CAC stocks, the coefficient of the price variable becomes significantly negative, as is the case in Foucault et al. (2006). Most importantly, including the tick value in our regressions does not change anything concerning the dummy coefficients.

consistent with a negative effect of the switch to post-trade anonymity compensating a positive impact of the switch to pre-trade anonymity. In economic terms, the decrease in the post-event period equals 0.015 euros for CAC stocks, 0.09 euros for Continu A stocks and 0.077 euros for Continu B stocks. The figures thus seem more material for Continu A and Continu B stocks than for CAC stocks, which is confirmed by results for percentage spread – a decrease of 0.104% and 0.093% for Continu A and Continu B, but only 0.017% for CAC. If we focus on depth, only the dummy coefficient for quoted depth in euros for Continu B stocks is significantly positive, but it is quite marginal from an economic viewpoint, as it would imply that depth after the switch to anonymity is higher by 1 306 euros.

As we have seen in the univariate liquidity analysis, the second period of our study (period -1), seems to be characterized by some liquidity deterioration, and this may artificially help the post-event dummy variable in the regression to be significant. That is why we will add another dummy variable, $D_{-1,t}$ which is equal to 1 if day t is part of the period -1 and 0 otherwise. So the regression has the following form:

$$Liq_{i,t} = \alpha + \beta_1 Vol_{i,t} + \beta_2 P_{i,t} + \beta_3 Volat_{i,t} + \beta_4 D_{post,t} + \beta_5 D_{-1,t} + \epsilon_{i,t} \quad (3.3)$$

Results are in Panel B of Table 3.5. As expected, the period -1 dummy variable coefficient is almost always positive for spread measures and negative for depth variables, showing the liquidity decrease during this period. But it is significant for spread regressions only. Interestingly, we note that the significance of the post-event dummy coefficient disappears, except for percentage spread for CAC stocks.

We have considered so far that the intercept of the regression is constant across stocks from the same subsample category. In a robustness test, and consistent with what is done by Foucault et al. (2006), we allow the intercept to differ across stocks, by adding stock-specific dummy variables in both regressions above.¹⁵ Results are reported in Panel C (without period -1 dummy) and D (with a period -1 dummy) of Table 3.5. The inclusion of the stock-specific variables logically improves the R-squares, and the improvement is particularly spectacular for regressions implying Continu A stocks. For example, while R^2 equals only 1% in Panel A for quoted depth in shares, it increases to 77% in panel C – but almost none of the variables are statistically significant. There are some other noticeable differences. When there is no period -1 dummy (Panel C), several coefficients of the post-event dummy in the depth regressions are now significantly positive (e.g., it seems that there are 167 more shares available at the best limit for CAC stocks after the switch to anonymity). In Panel D, several of the post-event dummy coefficients in

¹⁵This stock-specific fixed effect would represent influences that are not controlled for by the other variables in the regression. One of such factors may be the sector or industry in which a stock is active.

Table 3.5: Multivariate liquidity analysis on Euronext Paris

	Constant	Volume	Price	Volatility	Post-event dummy	Period -1 dummy	Adj. R ²
Panel A							
<i>Quoted spread (euros)</i>							
CAC	0.4748***	-0.0288***	0.0017***	0.0100***	-0.0152***	NA	0.85
Continu A	1.4320***	-0.1163***	0.0076***	0.0386***	-0.0899***	NA	0.48
Continu B	0.9152***	-0.0852***	0.0134***	0.0395***	-0.0773**	NA	0.50
<i>Quoted spread (%)</i>							
CAC	0.8849***	-0.0429***	-0.0000	0.0139***	-0.0170***	NA	0.63
Continu A	3.7634***	-0.2510***	0.0000	0.1191***	-0.1043***	NA	0.49
Continu B	3.9781***	-0.2735***	-0.0011	0.2221***	-0.0931	NA	0.65
<i>Quoted depth (shares)</i>							
CAC	-19 953.6***	1 372.50***	-13.49***	-137.15***	133.89	NA	0.70
Continu A	-5 276.0*	1 058.42**	-66.67**	-47.51	23.16	NA	0.01
Continu B	249.8	62.60***	-9.89***	0.66	100.63	NA	0.15
<i>Quoted depth (euros)</i>							
CAC	-1 570.6***	101.83***	0.3734***	-15.9133***	0.0049	NA	0.67
Continu A	-91.9***	9.39***	0.0824***	-1.0643***	3.4448	NA	0.22
Continu B	-17.7***	2.33***	0.1174***	-0.0936	1.3066**	NA	0.35
Panel B							
<i>Quoted spread (euros)</i>							
CAC	0.4707**	-0.0288***	0.0017***	0.0091***	-0.0070	0.0176***	0.85
Continu A	1.3630***	-0.1156***	0.0076***	0.0374***	-0.0259	0.1290***	0.49
Continu B	0.08107***	-0.0828***	0.0134***	0.0387***	0.0024	0.1603***	0.50
<i>Quoted spread (%)</i>							
CAC	0.8797***	-0.0429***	-0.0000	0.0128***	-0.0067**	0.0222***	0.64
Continu A	3.6847***	-0.2502***	0.0000	0.1177***	-0.0314	0.1471***	0.50
Continu B	3.7553***	-0.2684***	-0.0010	0.2204***	0.0768	0.3419***	0.65
<i>Quoted depth (shares)</i>							
CAC	-19 864.3***	1 372.42***	-13.42***	-117.72***	-41.99	-379.52***	0.71
Continu A	-4 571.7	1 051.32**	-66.75**	-35.46	-629.25	-1 316.78	0.01
Continu B	259.1	62.39***	-9.90***	0.73	93.55	-14.24	0.15
<i>Quoted depth (euros)</i>							
CAC	-1 566.4***	101.83***	0.3764***	-14.9992***	-8.2706	-17.8564*	0.67
Continu A	-90.5***	9.38***	0.0822***	-1.0400***	2.1316	-2.6504	0.22
Continu B	-16.7***	2.31***	0.1169***	-0.0853	0.4740	-1.6750**	0.35
Panel C							
<i>Quoted spread (euros)</i>							
CAC	0.4070***	-0.0238***	0.0016***	0.0098***	-0.0157***	NA	0.87
Continu A	0.6541***	-0.0512***	0.0039***	0.0365***	-0.0971***	NA	0.72
Continu B	0.7841**	-0.0560***	0.0132***	0.0389***	-0.0752**	NA	0.55
<i>Quoted spread (%)</i>							
CAC	0.7733***	-0.0354***	-0.0000	0.0140***	-0.0173***	NA	0.68
Continu A	1.8617***	-0.1248***	-0.0008**	0.0947***	-0.1116***	NA	0.64
Continu B	3.7597***	-0.2286***	-0.0059*	0.2191***	-0.1005	NA	0.69
<i>Quoted depth (shares)</i>							
CAC	-13 795.9***	1 003.50***	-13.70***	-92.90***	166.72***	NA	0.81
Continu A	-3 887.9	374.02	-3.85*	-98.11	127.36	NA	0.77
Continu B	-314.9	56.22***	-2.17***	0.42	113.64***	NA	0.66
<i>Quoted depth (euros)</i>							
CAC	-1 130.9***	74.50***	0.5724***	-8.8014***	7.6062	NA	0.82
Continu A	-76.5***	6.74***	0.1407***	-0.7348**	3.6135***	NA	0.69
Continu B	-21.3***	1.84***	0.1501***	-0.0510	1.3601***	NA	0.40
Panel D							
<i>Quoted spread (euros)</i>							
CAC	0.3954***	-0.0234***	0.0017***	0.0086***	-0.0073**	0.0180***	0.87
Continu A	0.5584***	-0.0485***	0.0040***	0.0350***	-0.0382**	0.1183***	0.72
Continu B	0.5414*	-0.0521***	0.0147***	0.0382***	0.0183	0.1827***	0.56
<i>Quoted spread (%)</i>							
CAC	0.7591***	-0.0349***	-0.0000	0.0125***	-0.0069***	0.0222***	0.69
Continu A	1.7071***	-0.1205***	-0.0006*	0.0924***	-0.0163	0.1912***	0.65
Continu B	3.2989***	-0.2212***	-0.0032	0.2176***	0.0771	0.3469***	0.70
<i>Quoted depth (shares)</i>							
CAC	-13 493.7***	993.25***	-14.28***	-61.06***	-53.16	-469.67***	0.82
Continu A	-3 116.0	352.78	-5.09*	-86.61	-348.28	-954.07	0.77
Continu B	-381.8***	57.29***	-1.78***	0.22	139.45***	50.40	0.66
<i>Quoted depth (euros)</i>							
CAC	-1 111.1***	73.83***	0.5359***	-6.7154***	-6.8003	-30.7725***	0.83
Continu A	-74.0***	6.67***	0.1367***	-0.6978**	2.0792	-3.0776**	0.69
Continu B	-18.9***	1.80***	0.1363***	-0.0434	0.4444	-1.7887**	0.41

	Constant	Volume	Price	Volatility	Post-event dummy	Period -1 dummy	Adj. R ²
Panel E							
<i>Quoted spread (euros)</i>							
CAC	0.6006***	-0.0373***	0.0017***	0.0138***	-0.0118***	NA	0.90
Continu A	1.5792***	-0.0783***	-0.0035**	0.0676***	-0.1028***	NA	0.81
Continu B	1.2309**	0.0022	-0.0106*	0.0177	-0.1333***	NA	0.43
<i>Quoted spread (%)</i>							
CAC	0.9144***	-0.0465***	0.0001	0.0190***	-0.0124***	NA	0.82
Continu A	4.0790***	-0.1819***	-0.0180***	0.1263***	-0.1469***	NA	0.90
Continu B	5.2340***	-0.1293	-0.0543***	0.1730***	-0.2236**	NA	0.79
<i>Quoted depth (shares)</i>							
CAC	-19 017.7***	1 383.27***	-19.47***	-254.58***	-17.47	NA	0.76
Continu A	-32 105.8**	1 376.80	269.61***	-180.29	927.00	NA	0.41
Continu B	188.9	37.95	-3.92	8.73	116.98***	NA	0.32
<i>Quoted depth (euros)</i>							
CAC	-1 547.4***	99.75***	0.5936***	-17.2633***	1.7679	NA	0.79
Continu A	-42.9***	8.02***	-0.2290**	-3.2760***	1.2417	NA	0.56
Continu B	-12.5**	0.24	0.4637***	0.0699	1.8866***	NA	0.52
Panel F							
<i>Quoted spread (euros)</i>							
CAC	0.484***	-0.0292***	0.0017***	0.0066***	-0.0051	0.0237***	0.93
Continu A	1.3448***	-0.0676*	-0.0015	0.0493***	-0.0747***	0.0633*	0.83
Continu B	0.1254	-0.0437	0.0196*	0.0195	0.0495	0.2628***	0.50
<i>Quoted spread (%)</i>							
CAC	0.7808***	-0.0373***	0.0001	0.0108***	-0.0046	0.0271***	0.88
Continu A	3.7977***	-0.1691**	-0.0156***	0.1043***	-0.1132***	0.0760**	0.91
Continu B	3.6641**	-0.1946**	-0.0114	0.1756***	0.0362	0.3731**	0.80
<i>Quoted depth (shares)</i>							
CAC	-16 984.9***	1 243.06***	-19.36***	-128.96***	-135.45*	-412.53***	0.82
Continu A	-41 215.5***	1 793.00**	349.37***	-890.61**	2 018.44***	2460.12***	0.50
Continu B	-65.9	27.36	3.04	9.15	159.15**	60.57	0.31
<i>Quoted depth (euros)</i>							
CAC	-1 416.54***	90.73***	0.6009***	-9.1757***	-5.8274	-26.5580***	0.84
Continu A	-25.0**	7.21***	-0.3852***	-1.8842***	-0.8969	-4.8204***	0.65
Continu B	-13.9*	0.18	0.5005**	0.0720	2.1093*	0.3199	0.51

This table presents the results of the multivariate liquidity analysis on Euronext Paris around the switch to anonymity.

Panel A reports the estimated coefficients for the following regression:

$$Liq_{i,t} = \alpha + \beta_1 Vol_{i,t} + \beta_2 P_{i,t} + \beta_3 Volat_{i,t} + \beta_4 D_{post,t} + \epsilon_{i,t}$$

where $Liq_{i,t}$ is the liquidity measure for stock i on day t , $Vol_{i,t}$ is the natural logarithm of the daily volume in euros traded for stock i on day t , $P_{i,t}$ is the average transaction price for stock i on day t , $Volat_{i,t}$ is the standard deviation of 30-minute midquote return for stock i on day t , $D_{post,t}$ is a dummy variable equal to 1 if day t is one of the post-event periods and 0 otherwise, and $\epsilon_{i,t}$ is the error term.

Panel B presents results for the following regression:

$$Liq_{i,t} = \alpha + \beta_1 Vol_{i,t} + \beta_2 P_{i,t} + \beta_3 Volat_{i,t} + \beta_4 D_{post,t} + \beta_5 D_{-1,t} + \epsilon_{i,t}$$

where $D_{-1,t}$ equals 1 if day t is part of the period -1 and 0 otherwise.

In panels C and D, we present the results when we add stock-specific dummy variables to the regressions of Panel A and B. Coefficients of these dummy variables are not reported to conserve space.

Panel E reports the results of:

$$Liq_t = \alpha + \beta_1 Vol_t + \beta_2 P_t + \beta_3 Volat_t + \beta_4 D_{post,t} + \epsilon_t$$

where all variables are cross-sectional averages across each sample category.

Finally, results in Panel F are for the following regression:

$$Liq_t = \alpha + \beta_1 Vol_t + \beta_2 P_t + \beta_3 Volat_t + \beta_4 D_{post,t} + \beta_5 D_{-1,t} + \epsilon_t$$

where $D_{-1,t}$ equals 1 if day t is part of the period -1 and 0 otherwise.

For all coefficients in all panels, the marks ***, ** and * represent significance at respectively the 1, 5 and 10% level.

the spread regressions are now significantly negative (for instance the percentage spread for Continu A stocks would be lower by 0.007%).

Boehmer et al. (2005) point out that with specifications such as those we have used so far, the error terms may be correlated across stocks as the event happens to all stocks at the same time. That is why they propose to compute cross-sectional averages of the variables and to estimate a time-series model of the following form:

$$Liq_t = \alpha + \beta_1 Vol_t + \beta_2 P_t + \beta_3 Volat_t + \beta_4 D_{post,t} + \epsilon_t \quad (3.4)$$

where Liq_t (Vol_t , P_t , $Volat_t$ respectively) is the cross-sectional average, for the appropriate subsample, of $Liq_{i,t}$ ($Vol_{i,t}$, $P_{i,t}$, $Volat_{i,t}$ respectively). We estimate this regression, without including a period -1 dummy (Panel E of Table 3.5) and with that dummy (Panel F of Table 3.5). Some of the control variables no more have the expected sign. For instance, the price now negatively affects the spread expressed in monetary terms for Continu A stocks and Continu B stocks (Panel E). This shows that there may exist a different relationship between liquidity and the control variables at the aggregate level and at the individual stock level.¹⁶ In Panel E, most of the post-event dummy coefficients are significant with the expected sign, with the exception of regressions for both quoted depth measures for CAC and Continu A stocks. In Panel F, quoted spread is significantly reduced in the post-event period, both in euros and in percentage, for Continu A stocks only. Quoted depth has significantly increased for Continu A and Continu B stocks (in shares) and for Continu B stocks (in euros).

Trying to summarize the results concerning liquidity, we can say that:

- When we do not include a period -1 dummy (Panels A, C and E), there seems to be a decrease in quoted spreads in euros for all three subsample categories, and a decrease in percentage spread for CAC and Continu A stocks. That decrease would represent between 0.012% and 0.017% for CAC stocks and between 0.104% and 0.147% for Continu A stocks. This is consistent with the results provided in Foucault et al. (2006) and Comerton-Forde et al. (2005), and so with the idea that anonymity helped improve liquidity.
- When we take into account the period -1 dummy, i.e., when we take advantage of the longer sample period we have decided to consider, the results on spread are not clear. Depending on the econometric specification, liquidity either improved for CAC stocks and Continu A stocks or did not change. It seems that Continu B stocks did not experience any change in liquidity.

¹⁶Chordia et al. (2001) also show the same kind of results.

- As for quoted depth, in shares and in euros, results are far too unstable to draw any conclusion about the impact anonymity could have had on it.

So we have shown that by simply extending the sample period, it is possible to “kill” the significance of the post-event dummy variable. However, it is also true that this variable remains significantly negative in some specifications including a period -1 dummy (see for instance in Panel D for CAC stocks and Continu A stocks, or in Panel F for Continu A stocks). So it may be too early to assert that the switch to anonymity in Paris did not affect market quality.

3.3 A parallel analysis on the NYSE

In order to guide our thinking, let us now turn to the results that are provided by Comerton-Forde et al. (2005), who also consider the switch to anonymity on Euronext Paris. This paper displays some interesting features. The first one, to which we will come back later, is that the authors analyze not only the Euronext experiment, but also two similar experiments: the switch to anonymity on the Tokyo Stock Exchange on June 30, 2003, and the display of broker ID codes on the Korea Stock Exchange on October 25, 1999. Results always point to the beneficial role played by anonymity.

The second interesting feature of that article is that the stocks that are selected in order to study the Paris experiment are those that compose the Euronext 100 Index. As the authors themselves point out, this sample contains some stocks that are *not* traded on Euronext Paris.¹⁷ And while 36 of their 100 sample stocks do not experience any switch to anonymity, as they were traded in Brussels and in Amsterdam, the results they get are qualitatively similar to Foucault et al.’s (2006) results, as well as to ours.

This last finding is rather puzzling. One possible explanation is that spreads for those Belgian and Dutch stocks actually did not change, but Euronext Paris stocks have so much weight that the spread decrease that is observed for them overwhelm a “no-change” for the other stocks.¹⁸ A second likely explanation is that the spread decrease that has been documented for Euronext 100 Index stocks simply reflects a more *global* trend toward liquidity improvement. In order to test that hypothesis, we decide to analyze how liquidity evolved at the same period on another exchange. More precisely, we propose to focus on the New York Stock Exchange given its central place on today’s world financial market.

¹⁷The Euronext 100 Index comprises the 100 largest stocks in terms of capitalization over *all* the exchanges that form Euronext.

¹⁸This hypothesis could be tested by analyzing separately those 36 stocks, but we don’t have that data set.

We use the TAQ (Trades and Quotes) database to obtain data for the 30 stocks composing the Dow Jones Industrial Average Stock Index in 2001. However, given that two of these stocks (Microsoft and Intel) were traded on the Nasdaq instead of the NYSE, we do not include them in the analysis. Our final sample thus contains 28 stocks, which we think are representative of the NYSE market. We then perform an analysis which closely resembles the analysis done on Euronext Paris in Section 3.2. From now on, we will focus on the absolute and relative quoted spreads, and we will not analyze depth, because the results reported earlier on depth were not conclusive, and because spread is also the focus of Foucault et al. (2006) and Comerton-Forde et al. (2005).

In computing spreads for NYSE stocks, we only consider best quotes available between 9:30 AM and 4:00 PM on the NYSE, where neither the bid nor the ask equals 0, where a quantity is attached to both the bid and the ask and where the ask does not exceed the bid by 50%. Table 3.6 presents results of the regressions applied to NYSE stocks for the same periods considered in our analysis on Euronext Paris. The specifications in Panels A to F correspond to the same specifications as in Table 3.5. All six regression specifications lead to the same striking conclusion: given that the post-event dummy coefficient is significantly negative in all cases, there has been a significant decrease in both absolute and relative spreads on the NYSE after April 23, 2001. But there has been no switch to anonymity on the NYSE. So we think that the results that can be found in Foucault et al. (2006), Comerton-Forde et al. (2005), as well as our own results presented earlier are not a sufficient condition to assert that anonymity led to a liquidity improvement on Euronext Paris.

Given that the same qualitative results have been obtained for both markets, we wonder whether there may exist some kind of “global liquidity factor” driving them. In order to provide some insight in this matter, we will now analyze the relationship between spreads on the NYSE and on Euronext Paris. We focus on CAC stocks for Paris, as those stocks are more likely to be affected by a global factor.

Figure 3.1 plots the time series of the average absolute spread for CAC stocks and for DJIA stocks for the period between September 1, 2000 and July 31, 2001. More precisely, we computed a mean spread for each day and for each stock, and the figure displays the cross-sectional average of this daily spread.¹⁹ This figure shows several interesting features. Firstly, we can see that the spread is always lower on the NYSE than in Paris, which could reflect a better liquidity in New York.²⁰ Secondly, the graph displays an important drop for spreads in New York on January 29, 2001, which is due

¹⁹If for one day there is trading on one market and not on the other, that day is deleted from the sample.

²⁰The spread in New York has been converted into euros, using the appropriate euro/dollar exchange rate for each day.

Table 3.6: Multivariate liquidity analysis on the NYSE

	Constant	Volume	Price	Volatility	Post-event dummy	Period -1 dummy	Adj. R ²
Panel A							
<i>Quoted spread (dollars)</i>	0.0098***	-0.0074***	0.0006***	0.0037***	-0.0084***	NA	0.63
<i>Quoted spread (%)</i>	0.1096***	-0.0138***	-0.0005***	0.0085***	-0.0147***	NA	0.62
Panel B							
<i>Quoted spread (dollars)</i>	0.0084***	-0.0076***	0.0006***	0.0035***	-0.0062***	0.0050**	0.64
<i>Quoted spread (%)</i>	0.1069***	-0.0141***	-0.0005***	0.0082***	-0.0106***	0.0094**	0.63
Panel C							
<i>Quoted spread (dollars)</i>	0.0140***	-0.0017	0.0007***	0.0023***	-0.0115***	NA	0.61
<i>Quoted spread (%)</i>	0.1713***	-0.0126***	-0.0013***	0.0077***	-0.0176***	NA	0.69
Panel D							
<i>Quoted spread (dollars)</i>	0.0134***	-0.0017	0.0007***	0.0023***	-0.0109***	0.0012	0.61
<i>Quoted spread (%)</i>	0.1722***	-0.0126***	-0.0013***	0.0077***	-0.0184***	-0.0017	0.69
Panel E							
<i>Quoted spread (dollars)</i>	0.0501***	-0.0013	-0.0001	0.0028***	-0.0091***	NA	0.85
<i>Quoted spread (%)</i>	0.1882***	-0.0050	-0.0019***	0.0072***	-0.0158***	NA	0.88
Panel F							
<i>Quoted spread (dollars)</i>	0.0459***	-0.0012	-0.0000	0.0027**	-0.0088***	0.0013	0.85
<i>Quoted spread (%)</i>	0.1809***	-0.0049	-0.0018***	0.0069***	-0.0152***	0.0022	0.88

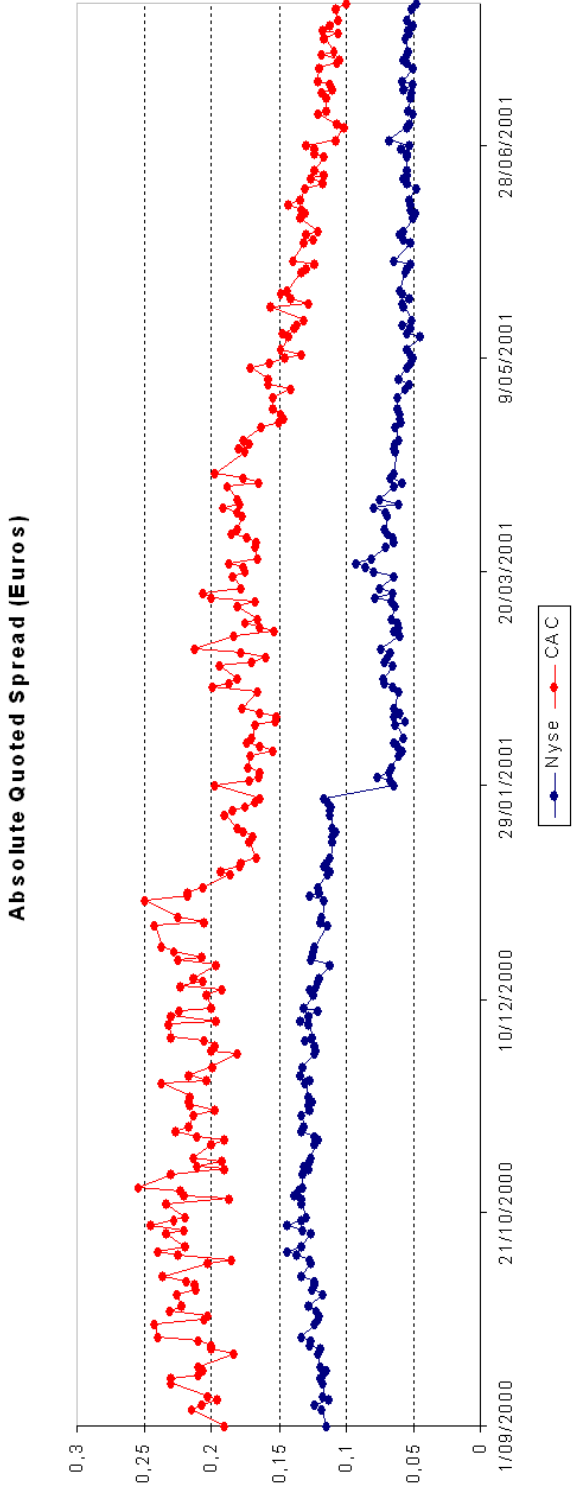
This table presents the results of the multivariate liquidity analysis on the NYSE around April 23, 2001. Data include 28 stocks composing the Dow Jones Industrial Average Stock Index. Results from the different panels correspond to the same econometric specifications as in Table 3.5. For all coefficients in all panels, the marks ***, ** and * represent significance at respectively the 1, 5 and 10% level.

to the switch to decimalization that day on the NYSE – this means that the spreads before that date were kept at an artificially high level because of quotation in fractions of one sixteenth of a dollar. Thirdly, the spread in Paris exhibits a higher volatility than in New York. Finally, if the spread in Paris shows a downward trend over the period under consideration, the decreases seem to be particularly pronounced after January 2, 2001 and after April 12, 2001. A simple inspection of the graph does not show any clear relationship between the spreads in Paris and in New York, but the correlation coefficient between both series equals 0.85 and is highly significant ($N = 225$, $p < 0.0001$). If we compute a correlation coefficient separately before and after decimalization on the NYSE, results are different: the coefficient equals 0.45 before January 29, 2001 ($N = 125$, $p < 0.0001$) and 0.76 after that date ($N = 100$, $p < 0.0001$). So the link seems stronger in the later period.

Figure 3.2 provides the time series of the average relative spreads for the same period. As is the case for the absolute spread, the relative spread is lower in New York than in Paris, but this is especially true after decimalization. The impact of decimalization is very apparent. This figure also shows more clearly that there is a relationship between the spreads on Euronext Paris and on the NYSE. The correlation coefficient for the whole sample equals 0.77 – it is 0.44 pre-decimalization and 0.75 post-decimalization. All values are once again highly statistically significant.

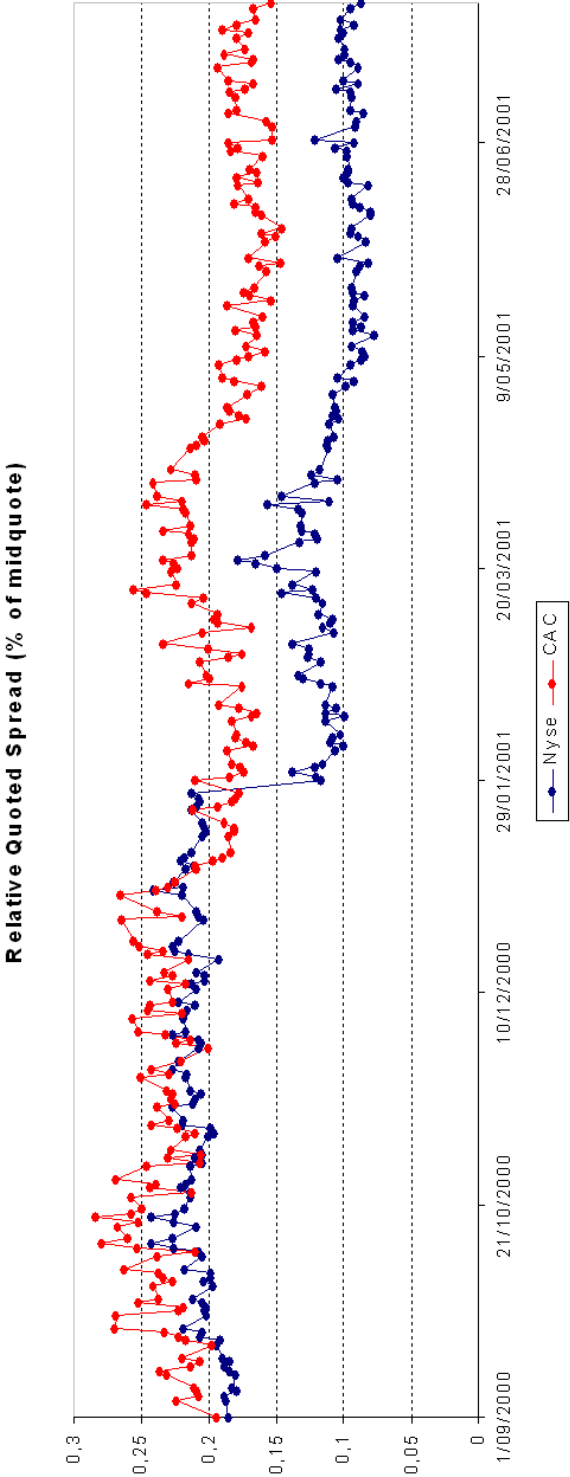
Given that there seems to exist a significant and far from marginal link between spreads

Figure 3.1: Absolute spreads on the NYSE and Euronext Paris between September 1, 2000 and July 31, 2001



This figure provides the time-series of the cross-sectional average of the quoted spread in euros for 28 stocks composing the DJIA Index on the NYSE and 39 stocks composing the CAC40 Index on Euronext Paris.

Figure 3.2: Relative spreads on the NYSE and Euronext Paris between September 1, 2000 and July 31, 2001



This figure provides the time-series of the cross-sectional average of the quoted spread expressed as a fraction of the midquote for 28 stocks composing the DJIA Index on the NYSE and 39 stocks composing the CAC40 Index on Euronext Paris.

in New York and in Paris, we decide to analyze that relationship in a multivariate framework. We want to know whether the level of the spread on the NYSE is still significantly related to the spread on Euronext Paris once we control for other variables. We also wonder what happens to the dummy variable used to capture the impact of anonymity. So we consider all regression specifications that we have estimated in the previous section, with the absolute or relative spread in Paris as dependent variable, and we introduce the cross-sectional average absolute or relative spread on the NYSE for day t as another control variable. Results are shown in Table 3.7.

Table 3.7: Multivariate liquidity analysis on Euronext Paris – inclusion of NYSE spread

	Constant	Volume	Price	Volatility	Post-event dummy	Period -1 dummy	NYSE spread	Adj. R ²
Panel A								
Quoted spread (€)	0.4143***	-0.0288***	0.0017***	0.0095***	-0.0011	NA	1.0788***	0.85
Quoted spread (%)	0.8228***	-0.0429***	-0.0000	0.0130***	-0.0024	NA	0.5565***	0.64
Panel B								
Quoted spread (€)	0.4412***	-0.0288***	0.0017***	0.0090***	-0.0014	0.0146**	0.5375**	0.85
Quoted spread (%)	0.8530***	-0.0429***	-0.0000	0.0127***	-0.0028	0.0165***	0.2511**	0.64
Panel C								
Quoted spread (€)	0.3479***	-0.0238***	0.0017***	0.0092***	-0.0020	NA	1.0540***	0.87
Quoted spread (%)	0.7009***	-0.0349***	-0.0000	0.0128***	-0.0025	NA	0.5581***	0.69
Panel D								
Quoted spread (€)	0.3677***	-0.0235***	0.0017***	0.0085***	-0.0018	0.0152***	0.5258**	0.87
Quoted spread (%)	0.7284***	-0.0348***	-0.0000	0.0123***	-0.0026	0.0163***	0.2652**	0.69
Panel E								
Quoted spread (€)	0.5360***	-0.0361***	0.0017***	0.0116***	-0.0011	NA	0.9157**	0.91
Quoted spread (%)	0.7595***	-0.0416***	0.0003*	0.0141***	0.0037	NA	0.6256***	0.86
Panel F								
Quoted spread (€)	0.4390***	-0.0288***	0.0017***	0.0053**	0.0032	0.0222***	0.7439***	0.94
Quoted spread (%)	0.6858***	-0.0350***	0.0002**	0.0084***	0.0062**	0.0229***	0.4681***	0.90

This table presents the results of the multivariate liquidity analysis on Euronext Paris around the switch to anonymity. Results from the different panels correspond to the same econometric specifications as in Table 3.5, with the adjunction of another control variable, $NYSE_t$, the cross-sectional average of the absolute or relative quoted spread for DJIA stocks for day t .

For all coefficients, the marks ***, ** and * represent significance at respectively the 1, 5 and 10% level.

The coefficient of the NYSE spread variable is positive and highly significant in all specifications, giving support to the existence of a global liquidity factor. The coefficients on the other control variables are of the same magnitude and the same significance level as in the corresponding panels of Table 3.5, except for the dummy variable which supposedly captures the impact of the switch to anonymity. The coefficient of that variable is now non-significant in all cases, with the exception of the relative spread in the last panel, where it is actually significantly *positive*.

Note that we have repeated the same analysis for stocks belonging to the Continu A and Continu B segments. For Continu A stocks, results are the same as for CAC stocks when we consider specifications in Panels A to D, i.e., the NYSE spread is highly significant and the post-event dummy loses all significance. For the regressions using cross-sectional averages (Panels E and F), results are less clear: the spread on the NYSE positively affects the monetary spread but does not influence the relative spread, and

the post-event dummy remains significant. No conclusive result is found for Continuo B stocks.

Note also that so far, we have always considered the spread in Paris on day t in comparison with the spread in New York on the same day. However, the overlapping trading time between both markets is relatively short, as trading in New York starts at 9:30 AM EST, which is 3:30 PM Paris time. This means that trading in both market simultaneously may occur for only 2 hours each day. So it may be interesting to consider the relationships between the spread in Paris on day t and the spread in New York on day $t - 1$ and on day $t + 1$. The correlation coefficients in both cases are of the same magnitude as above. As for the multivariate regressions, results – not presented here – show that the impact of the day $t - 1$ spread in New York is still significant, albeit of a smaller magnitude, in specifications of Panels A, C and E, while it is not significant in the other Panels where we include a Period -1 dummy. Results for New York spread on day $t + 1$ are even weaker. So the contemporaneous relationship appears to be the strongest.

A related question that we have not addressed concerns the causality link between spreads in Paris and in New York. By introducing the NYSE spread as an independent variable in Paris spread regressions, we may give the impression that causality is running from New York to Paris. We can perform the opposite exercise, i.e., we can include the spread in Paris as a regressor in the estimations of Table 3.6. Results are provided in Table 3.8. When we look at the regressions on the monetary spread (first line for all Panels), it turns out that the coefficient of the Paris spread is never significant, except in Panel B where it is actually negative. On the contrary, for regressions on the relative spread, it is always significant at the 1 or 5% level (except for Panel C). However, we may notice that the coefficient has a smaller magnitude than the coefficient of NYSE spread in Table 3.7, and also that the post-event dummy is still significant in all specifications. So it is not clear whether the relationship that we have documented reflects a contagion or a more global phenomenon.

Several papers in the literature have analyzed price discovery for stocks that are cross-listed in their home market and in the U.S. (see for instance Eun & Sabherwal (2003), Grammig et al. (2005) or Su & Chong (2007)). All those studies show that the majority of the price discovery occurs in the home market, but that there is substantial cross-sectional variation in the U.S. share of price discovery, which is directly related to the U.S. share of trading. Focusing on liquidity, Moulton & Wei (2006) show that spreads (depth) on the NYSE for European cross-listed stocks are lower (is greater) during overlapping trading hours than during non-overlapping trading hours, suggesting that the home market helps improve liquidity. However, even if some stocks of our CAC40 sample are indeed cross-listed, none of them is included in the sample used to compute

Table 3.8: Multivariate liquidity analysis on the NYSE – inclusion of Paris spread

	Constant	Volume	Price	Volatility	Post-event dummy	Period -1 dummy	Paris spread	Adj. R ²
Panel A								
<i>Quoted spread (\$)</i>	0.0139***	-0.0074***	0.0006***	0.0037***	-0.0094***	NA	-0.0251	0.63
<i>Quoted spread (%)</i>	0.0737***	-0.0139***	-0.0005***	0.0081***	-0.0102***	NA	0.1919***	0.63
Panel B								
<i>Quoted spread (\$)</i>	0.0190***	-0.0077***	0.0006***	0.0035***	-0.0085***	0.0059***	-0.0661**	0.64
<i>Quoted spread (%)</i>	0.0795***	-0.0140***	-0.0005***	0.0081***	-0.0100***	0.0023	0.1574**	0.63
Panel C								
<i>Quoted spread (\$)</i>	0.0128*	-0.0017	0.0007***	0.0023***	-0.0112***	NA	0.0073	0.61
<i>Quoted spread (%)</i>	0.1661***	-0.0126***	-0.0013***	0.0076***	-0.0170***	NA	0.0267	0.69
Panel D								
<i>Quoted spread (\$)</i>	0.0137**	-0.0017	0.0007***	0.0023***	-0.0109***	0.0012	-0.0013	0.61
<i>Quoted spread (%)</i>	0.1445***	-0.0124***	-0.0013***	0.0076***	-0.0178***	-0.0088**	0.1575**	0.69
Panel E								
<i>Quoted spread (\$)</i>	0.0498***	-0.0003	-0.0002	0.0024**	-0.0080***	NA	0.0399	0.85
<i>Quoted spread (%)</i>	0.1348***	-0.0016	-0.0014***	0.0056**	-0.0142***	NA	0.1513**	0.89
Panel F								
<i>Quoted spread (\$)</i>	0.0513***	-0.0002	-0.0002	0.0024**	-0.0079***	-0.0004	0.0447	0.85
<i>Quoted spread (%)</i>	0.1328***	-0.0010	-0.0014***	0.0057**	-0.0147***	-0.0030	0.1854**	0.89

This table presents the results of the multivariate liquidity analysis on the NYSE around the switch to anonymity in Paris. Results from the different panels correspond to the same econometric specifications as in Table 3.6, with the adjunction of another control variable, CAC_t , the cross-sectional average of the absolute or relative quoted spread for CAC stocks for day t .

For all coefficients, the marks ***, ** and * represent significance at respectively the 1, 5 and 10% level.

spreads on the NYSE, as we have only considered stocks from the DJIA Index. So the above explanations are not helpful in this case.

The literature has long recognized that there is a significant volatility spillover from the U.S. to other markets such as Japan, the U.K. [Hamao et al. (1990), Theodossiou et al. (1997)] or France [Martens & Poon (2001), Qiao et al. (2006)], but Martens & Poon (2001) also present some evidence of a reverse spillover from the other markets to the U.S.

The existence of a “global liquidity factor” is the central focus of a recent paper. Stahel (2005) analyses commonalities in liquidity in an international framework, using samples from Japan, the UK and the US between 1980 and 2001. He shows that monthly changes of individual stocks liquidity are positively related to monthly changes of liquidity measures aggregated at the country, industry and world levels.²¹ Moreover, he shows that the global liquidity factor is at least as important as a stock’s respective country or industry factor.

So based on Stahel (2005) as well as on the combined results of Tables 3.7 and 3.8, we hypothesize that the relationship between spreads in New York and in Paris reflects more a global phenomenon than a contagion from one market to the other. However, we

²¹The liquidity measures considered in Stahel (2005) are turnover and normalized absolute return. Our approach is very different, as we have focused on quoted *spreads* considered at a *daily* frequency. We also note that Stahel’s (2005) main point is to analyze whether there is a global liquidity *risk factor* that is priced in the market.

acknowledge that a deeper analysis, that would take into account the overlapping trading time between both markets, should be performed in order to answer that question with certainty.

3.4 Robustness tests

In this section we provide two different robustness tests. We first analyze the relationship between NYSE and Paris spreads using another sample period. The second test studies what happens on the NYSE at times when the two natural experiments considered in Comerton-Forde et al. (2005) take place.

3.4.1 Relationship between the NYSE and Euronext Paris

Results of the previous section show that the spread decrease in Paris around the April 23, 2001 switch to anonymity may be attributed to a concomitant spread decrease on the NYSE during the same period. Even if the NYSE did not experience any design change in April, there may be another explanation to our results. Indeed, we have already mentioned that the NYSE decreased the tick size from one sixteenth to one cent on January 29, 2001. It may be argued that the mechanical spread decrease that followed (see for instance, Roll et al. (2005)) was not completely over in April and after, which could pollute our results. According to this view, the relationship we have documented above between spreads in New York and in Paris could be a result of luck, spreads in Paris decreasing because of anonymity, and spreads in New York decreasing as a result of decimalization.

In order to analyze if our result is not sample specific, we decide to consider another sample period, between September 1, 2000 and December 29, 2000. Even if the primary goal is to assess the robustness of the relationship between the spread on Euronext and on the NYSE, we still decide to divide the sample period into two subperiods, the first one ranging from September 1 to October 27, and the second between October 31 and December 29. We introduce a dummy variable for the second subperiod, as if some event had taken place on the 30th of October that could have altered liquidity. Results are provided in Table 3.9.

In all three specifications, the NYSE variable positively affects the spread in Paris. The variable is however marginally significant for the regression using monetary spread in cross-sectional average (see Panel C), but let us highlight that the regression as a whole is not as good as with the 2001 sample. Indeed, the R-square equals only 0.30 compared

Table 3.9: Spreads on Euronext Paris and on the NYSE – robustness regressions

	Constant	Volume	Price	Volatility	Dummy	NYSE spread	Adj. R ²
Panel A							
<i>Quoted spread (euros)</i>	0.8113***	-0.0567***	0.0023***	0.0163**	-0.0061	0.8170**	0.76
<i>Quoted spread (%)</i>	1.1204***	-0.0610***	-0.0000	0.0183***	-0.0076**	0.4208***	0.63
Panel B							
<i>Quoted spread (euros)</i>	0.4743***	-0.0332***	0.0018***	0.0113***	-0.0065***	0.9979***	0.86
<i>Quoted spread (%)</i>	0.7432***	-0.0381***	0.0002*	0.0142***	-0.0089***	0.5617***	0.73
Panel C							
<i>Quoted spread (euros)</i>	0.7072***	-0.0362***	0.0002	0.0093*	-0.0059*	0.7045*	0.30
<i>Quoted spread (%)</i>	0.8516***	-0.0357***	-0.0014	0.0103***	-0.0081***	0.4642**	0.57

This table presents the results of the multivariate liquidity analysis on Euronext Paris – CAC40 stocks – between September 1, 2000 and December 31, 2000.

Panel A reports the estimated coefficients for the following regression:

$$Liq_{i,t} = \alpha + \beta_1 Vol_{i,t} + \beta_2 P_{i,t} + \beta_3 Volat_{i,t} + \beta_4 D_{post,t} + \beta_5 NYSE_t + \epsilon_{i,t}$$

where $Liq_{i,t}$ is the absolute (first line) or relative (second line) quoted spread for stock i on day t , $Vol_{i,t}$ is the natural logarithm of the daily volume in euros traded for stock i on day t , $P_{i,t}$ is the average transaction price for stock i on day t , $Volat_{i,t}$ is the standard deviation of 30-minute midquote return for stock i on day t , $D_{post,t}$ is a dummy variable equal to 1 if day t occurs after October 30, 2000 and 0 otherwise, $NYSE_t$ is the cross-sectional average of the absolute (first line) or relative (second line) quoted spread for DJIA stocks for day t and $\epsilon_{i,t}$ is the error term.

Panel B proposes the results when we add stock-specific dummy variables to the regression of Panel A. Coefficients of these dummy variables are not reported to conserve space.

Panel C reports the results of:

$$Liq_t = \alpha + \beta_1 Vol_t + \beta_2 P_t + \beta_3 Volat_t + \beta_4 D_t + \beta_5 NYSE_t + \epsilon_t$$

where Liq_t is the cross-sectional average of the absolute (first line) or relative (second line) quoted spread for sample stocks for day t , Vol_t is the cross-sectional average of the logarithm of total trading volume for sample stocks for day t , P_t is the cross-sectional average of the mean price for sample stocks for day t , $Volat_t$ is the cross-sectional average of the volatility (standard-deviation of 30-minute midquote return) for sample stocks for day t , D_t is a dummy variable equal to 1 if day t occurs after October 30, 2000 and 0 otherwise, and $NYSE_t$ is the cross-sectional average of the absolute (first line) or relative (second line) quoted spread for DJIA stocks for day t .

For all coefficients, the marks ***, ** and * represent significance at respectively the 1, 5 and 10% level.

to a value of 0.91 in our earlier results (see panel E of Table 3.7), and even the volatility variable is at the limit of significance. Except for this last case, our global liquidity factor explanation does seem to survive the out-of-sample test.

Another interesting result of these regressions is that the dummy variable is always significant, especially for the relative spread where it is always significant at the 1% level. This supports us in the claim that this type of regression is not sufficient to draw conclusions when using natural experiments.

3.4.2 Back to anonymity

Our initial problem deals with the issue of anonymity in order-driven markets. We have shown above that the results obtained for Euronext Paris in various papers are not sufficient to prove the impact of anonymity. However, as we have mentioned before, Comerton-Forde et al. (2005) also consider two other natural experiments: a switch to anonymity on the Tokyo Stock Exchange (TSE), and a switch to non-anonymity on the Korea Stock Exchange (KSE). In both cases, the authors find that anonymity and liquidity are positively related. It may be hard to believe that this conclusion results from sheer luck. But we think that the hypothesis of a global liquidity factor should also be considered in these cases.

Ideally, we would like to complete the same analysis as above for Euronext Paris, but this cannot be done as we do not have data for the TSE nor the KSE. However, similarly to what we have done in the first part of Section 3.3, we may analyze what happens on the NYSE at the same periods. The idea is that, if we find liquidity changes on the NYSE in the same direction for the same periods, this would also cast doubt on the role played by anonymity on the TSE and the KSE.

We consider the same sample periods as in Comerton-Forde et al. (2005), i.e., a pre-event period of 20 days just before the event date, and two 20-day post-event periods: the first one just after the event date, the second one starting 21 days after the event date. Event dates are: October 25, 1999 for the switch to a non-anonymous system in Korea, and June 30, 2003 for a switch to anonymity in Japan.

We use the pooled-regression specification of Equation (3.2), and we perform two separate regressions as in Comerton-Forde et al. (2005): one where we use data from the pre-event period and the *first* post-event period (labeled “Post1”), the other one using data from the pre-event period and the *second* post-event period (labeled “Post2”). Results are available in Table 3.10.

Comerton-Forde et al. (2005) show that spreads significantly increase in Korea after

Table 3.10: Liquidity on the NYSE around October 25, 1999 and June 30, 2003

	Constant	Volume	Price	Volatility	Post-event dummy	Adj. R ²
Panel A – 1999						
<i>Quoted spread (dollars)</i>						
Post1	0.3559***	-0.0167***	0.0009***	0.0037***	-0.0022	0.65
Post2	0.3182***	-0.0148***	0.0008***	0.0052***	-0.0017**	0.66
<i>Quoted spread (%)</i>						
Post1	0.5551***	-0.0163***	-0.0012***	0.0062***	-0.0006	0.66
Post2	0.5499***	-0.0163***	-0.0012***	0.0076***	0.0013	0.69
Panel B – 2003						
<i>Quoted spread (dollars)</i>						
Post1	0.0625***	-0.0029***	0.0002***	0.0009***	-0.0004	0.77
Post2	0.0619***	-0.0028***	0.0002***	0.0007***	-0.0019***	0.75
<i>Quoted spread (%)</i>						
Post1	0.2565***	-0.0105***	-0.0003***	0.0036***	-0.0011	0.73
Post2	0.2474***	-0.0099***	-0.0004***	0.0031***	-0.0041***	0.71

This table provides results of two multivariate liquidity analyses on the NYSE.

The estimated regression has the following form:

$$Liq_{i,t} = \alpha + \beta_1 Vol_{i,t} + \beta_2 P_{i,t} + \beta_3 Volat_{i,t} + \beta_4 D_{post,t} + \epsilon_{i,t}$$

where $Liq_{i,t}$ is the liquidity measure for stock i on day t , $Vol_{i,t}$ is the logarithm of daily volume in dollars traded for stock i on day t , $P_{i,t}$ is the average transaction price for stock i on day t , $Volat_{i,t}$ is the standard deviation of 30-minute midquote return for stock i on day t , $D_{post,t}$ is a dummy variable equal to 1 if day t is included in the post-event period and 0 otherwise, and $\epsilon_{i,t}$ is the error term.

Panel A presents results for the period ranging from September 27, 1999 to December 21, 1999. In both “Post1” and “Post2” regressions, the pre-event period is September 27–October 24. The post-event period used in “Post1” (“Post2”) covers October 26 to November 22 (November 23 to December 21).

Panel B presents results for the period ranging from June 2, 2003 to August 26, 2003. In both “Post1” and “Post2” regressions, the pre-event period is June 2–June 29. The post-event period used in “Post1” (“Post2”) covers July 1 to July 29 (July 30 to August 26).

For all coefficients in all panels, the marks ***, ** and * represent significance at respectively the 1, 5 and 10% level.

the change in design, so if this move is exclusively driven by a global liquidity factor originating from the NYSE, we expect the dummy coefficient to be positive. However, this is not what we find: the dummy coefficient in Panel A is mainly non-significant, except for the absolute quoted spread for the second post-event period, where it actually has a negative sign.

Looking now at the 2003 sample, we expect a negative coefficient, as results for the TSE in Comerton-Forde et al. (2005) display a decrease in spreads after the switch to anonymity. Results in Panel B are partly consistent with our expectations, as all dummy coefficients are negative, but only those related to the second post-event period are significant.

The hypothesis of a global factor is thus partially supported by the results for the 2003 sample, but not for the 1999 sample. However, we want to recall that a more accurate test would involve using data from the TSE and KSE in combination with NYSE data. We also consider that the results obtained for the NYSE in the 2003 sample once again highlight the drawback of using the traditional natural experiment methodology to draw conclusions about the effect of changes in design.

3.5 Conclusion

This chapter has focused on an empirical analysis of the switch to anonymity that took place on Euronext Paris on April 23, 2001. While several papers argue that this event has led to an improvement in liquidity, we have shown that this conclusion may at least be reconsidered. Of course we cannot claim that anonymity does not have any impact on liquidity, but we claim that the evidence gathered so far in order to show the positive effects of anonymity on liquidity is not sufficient to draw that conclusion.

Indeed, we have shown that by simply extending the sample period a little bit, the significance of the key variable – a dummy variable for the post-event period – may disappear. Moreover, if we consider the same sample period as in other studies, and if we apply the same methodology to a different market – in our case, we have chosen stocks composing the Dow Jones Industrial Average Stock Index –, then this procedure provides qualitatively similar results, i.e., spreads also decreased significantly on the NYSE *even if this market did not experience any change in design at that time*. More generally, these findings raise concern about the robustness of results obtained through the use of the traditional natural experiment methodology.

In digging for what could drive liquidity on Euronext Paris, we have found a possible explanation in the existence of a “global liquidity factor”. Indeed, we have seen that the

correlation coefficient between the spreads in New York and in Paris is highly significant, and that this significance remains in a multivariate framework, when we introduce the spread level on the NYSE as a control variable in the regression analyzing the spread in Paris.²² A robustness test shows that the relationship between the spread on the NYSE and the spread on Euronext Paris seems to be consistent over time. This finding may be compared with the commonality in liquidity found by Chordia et al. (2000), but extended to the world level, and not only at the level of a specific market.

In their study of the consequences of a more transparent order book on the Toronto Stock Exchange, Madhavan et al. (2005) also consider at some point the possibility of a worldwide movement in spreads. However, they only analyze stocks that are traded both in the US and on the Toronto Stock Exchange, and they limit their comparisons to univariate results. The existence of a global liquidity factor may be one explanation for the striking differences between their results and those provided by Boehmer et al. (2005), who analyze the same design change on the NYSE.

Note that our results open a door for future research on global liquidity. Stahel (2005) provides evidence of a commonality in liquidity in Japan, the US and the UK, but he does not consider spread per se. So it would be interesting to analyze whether the relationship we have documented between spreads in Paris and on the NYSE also holds for other exchanges. We have provided very preliminary signs about a relationship between Tokyo and the NYSE, but this is by far not sufficient and papers should dig in this direction. We also acknowledge that it may be strange that what we call “global liquidity factor” is constructed using only stocks from the NYSE. A real global factor should probably be built with a far bigger and more global-oriented sample. Such factor could have more explanatory power than the simple one we have proposed here.

Finally, it may be that this global liquidity factor reflects other global conditions. Chordia et al. (2001) and Roll et al. (2005) show that aggregate liquidity is influenced over time by many diverse factors, ranging from short-term rate to trend and seasonal effects. These variables are usually not included in liquidity studies. The study of the determinants of liquidity will in all cases be beneficial to the improvement of the natural experiment methodology, which is by all means an important empirical tool in understanding how market design influences market quality.

²²We have also seen that the inclusion of the NYSE spread kills the significance of the post-event dummy variable.

Chapitre 4

Anonymity in a limit-order market: An experimental analysis

This chapter uses the experimental method to analyze the impact of pre-trade anonymity in an electronic limit-order market.

The first section details the motivation behind this analysis. In the second section, we derive testable hypotheses from the literature. The third section describes the experimental design. Results are provided in the fourth section. In order to understand the differences in results with other papers in the literature, we implement a second, slightly modified design, which is at the center of the fifth section. The last section concludes.

4.1 Motivation

In the previous chapter, we have provided some evidence against the existing empirical results showing that pre-trade anonymity positively affects liquidity. However, our results by themselves do not *prove* that anonymity does not influence liquidity. Indeed, it is almost impossible to derive any definitive conclusion while working with data from the real world, given the many sources of noise that should ideally be controlled for. We have mentioned the possible existence of a global liquidity factor. In the case of the switch to anonymity in Paris, another potential source of noise could be the Euronext integration process itself. Indeed, Padilla & Pagano (2005) show that this process has led to a spread decrease in Paris and in Brussels.

That is why experimentation is an interesting research method, as it provides the researchers with a level of control that is unattainable with field data, which also helps

to establish a clear causality link between the treatment variable and the observed differences. Another advantage of the experimental method is that some variables that are observed only with much difficulty in the real world can be more easily studied in a laboratory market. It is for instance rather hard to evaluate how efficient real markets are, given the difficulty to assess the true value of assets. This problem vanishes in an experimental setting, as the true value of the security is known for sure to the experimenter.

As we have seen in our review of the literature, issues concerning transparency in financial markets have already been analyzed through laboratory experiments. For instance, Bloomfield & O'Hara (1999) analyze the influence of quote and trade transparency in a noncontinuous quote-driven market, and show that trade disclosure improves market efficiency, hurts liquidity (spreads are wider at the beginning of the game in a transparent setting) and benefits market makers at the expense of informed traders, while quote transparency does not influence market performance. By contrast, Flood et al. (1999) show that quote transparency in a continuous multiple-dealer market generates a clear trade-off between liquidity and market efficiency: transparent markets are more liquid but less informationally efficient in their experimental setting.¹

So there is little doubt concerning the advantages of using experimentation, and that is why this approach has been adopted by Perotti & Rindi (2006) to study the anonymity issue. The authors implement a laboratory experiment of a continuous order-driven market aiming at evaluating Rindi's (2004) theoretical predictions dealing with the effects of anonymity in an order-driven environment. An important element in Perotti & Rindi's (2006) article is that they test the version of the theoretical model where information acquisition is endogenous, i.e., they introduce in their experimental design a "market for information" during which traders can choose whether or not they buy information on the asset value. However Rindi's (2004) theoretical model also contains a more traditional version where the number of informed traders is constant, and that case is worth analyzing for at least three reasons.

Firstly, the theoretical predictions on the impact of anonymity on liquidity crucially depend on the version under consideration. When information acquisition is endogenous, transparency reduces the incentive to acquire information and, given that informed traders are the best liquidity providers, a reduction in their number hurts liquidity. This is exactly the result obtained experimentally in Perotti & Rindi (2006). However, the opposite effect appears when the number of informed traders is constant: in that case, transparency makes the uninformed quasi-informed, which improves market liquidity. Does anonymity really hurt liquidity when information is exogenous? Does that

¹We refer to the first chapter for more details.

alternative prediction also hold in a laboratory setting?

Secondly, we note that the endogenous information case may not be relevant when a single market switches from a transparent to an anonymous system, as it happened for instance on Euronext Paris or the Tokyo Stock Exchange. Indeed, why would traders change their behavior in terms of information gathering once one small piece of information – traders' ID codes – appears (disappears) on (from) the market screen? The results on the impact of anonymity on information asymmetry in Paris presented in Section 3.2.3 tend to support the idea that the switch to an anonymous system does not have any impact on information asymmetry. So focusing on the exogenous case does not only reflect an academic interest, but it is also relevant from a practical point of view.

Finally, the market for information itself may be even more critical than first hypothesized. Indeed, Sunder (1992) introduces a market for information before conducting experiments similar to Plott & Sunder (1982)², and shows that how the market for information is organized has an impact on the outcomes of the trading markets. More precisely, when the information market is organized with a *fixed quantity* – i.e., there is a limited number of agents who can buy the information, and only the highest bidders get it – the predictions of the full rational expectations equilibrium are observed. But when the market for information is organized with a *fixed price* at which any trader can buy the information, as is the case in Perotti & Rindi's (2006) article, the outcomes of the trading game are better described by the *noisy* rational expectations equilibrium. So an experimental design using a market for information should probably control for the way this market is organized, by adding it as another treatment variable.

To sum up, we provide an alternative experimental analysis of the effect of anonymity in limit-order markets. In our design, the number of informed traders is kept constant between structures, and the only difference lies in the information that is displayed on traders' screen. Changes in the dependent variables will clearly be attributed only to the differing information concerning the identity of traders in the order book.

4.2 Hypotheses development

In this section, we derive several research hypotheses from the literature, in order to guide our analysis. Both Foucault et al. (2006) and Rindi (2004) theoretically analyze the impact of anonymity in an order-driven market and could be used as a basis for the development of our hypotheses.

²See Section 1.4.1 for more details.

While Foucault et al. propose a model that more closely applies to the kind of electronic order-driven market we implement in the experiment, we do not use it as our primary source of hypotheses because their results depend on some specific assumptions. For instance, their informed liquidity providers only have the information about the probability of occurrence of an event, and not on the direction of the event. The game structure they analyze is also very detailed, and we don't want to impose as much structure in our experiment. Finally, they do not consider the impact that anonymity may have on informational efficiency.

So we base our hypotheses on Rindi's (2004) theoretical paper, even if this paper is set in a batch-auction system. This is the same paper that lies at the center of Perotti & Rindi's (2006) experimental analysis, but we consider the model version where there is a constant number of informed traders for reasons that have been explained in the previous section.

In Rindi's (2004) model, uninformed and informed risk-averse traders provide liquidity to a pool of liquidity traders. Transparency (disclosure of ID codes) improves market liquidity, which is measured by the inverse of the price impact of a liquidity trader's order. The intuition behind this result is the following. Consider the case where a liquidity trader places a buy order, which causes an initial price increase. If the market is anonymous, an uninformed trader may think that the order originates from an informed trader, hence revises upward her estimate of the value of the asset and places a buy order accordingly, which increases the price further. This misinterpretation does not happen when the market is transparent, as all traders see that the initial order has been placed by a liquidity trader. So the first hypothesis is the following:

Hypothesis 1 A transparent (that is, non-anonymous) market is more liquid than an opaque (that is, anonymous) market.

Informational efficiency, measured as the inverse of the conditional variance of the liquidation value of the asset, is shown to be higher when the market is transparent, which directly follows from the uninformed being quasi-informed thanks to information disclosure. This gives our second hypothesis:

Hypothesis 2 A transparent market is more informationally efficient than an opaque market.

Rindi (2004) also considers the effect of transparency on the welfare of the different types of traders. As liquidity is enhanced by transparency (Hypothesis 1), liquidity traders

are better off under a transparent regime. Logically, transparency decreases informed traders' welfare. The third hypothesis sounds as follows:

Hypothesis 3 Liquidity traders (informed traders) are better (worse) off under a transparent market than under an anonymous market.

4.3 The experimental design

The design implemented in this chapter presents many similarities with the experimental design used in Bloomfield et al. (2005). These authors study how different types of traders provide and take liquidity in an asset market organized as an electronic double-auction system. The market in which subjects trade can be seen as a simplified, but still representative version of the cash trading platform used on Euronext as well as on other exchanges around the world. Our interest lies in the effect of differing transparency levels, so we add a new treatment variable to Bloomfield et al.'s (2005) design.

It is useful to first define some conceptual terms that will be used throughout this chapter. A *cohort* is a group of subjects who always play together. A *security* is a claim on a terminal dividend, and is identified by its true value. A *market* is a period during which a cohort trades a particular security. A *session* is an experiment during which a given cohort trades in several markets. The treatment variable of the experiment is the *transparency regime*, which is either *anonymous* or *transparent*. The monetary unit employed during the experiment is the Experiment Currency Unit (ECU).

4.3.1 Organization of a session

A session lasts for about two hours and fifteen minutes, and involves a cohort of nine subjects. The subjects first read the instructions, which are then reviewed together with the instructor.³ The participants can ask questions about the trading game, but questions related to specific strategies are not answered. The subjects then participate to four “training” markets (two in each transparency regime), and eighteen “experimental markets” (nine for each transparency regime). The transparency regime is modified every three markets – so for instance the first three markets are transparent, the next three are opaque, the next three are transparent, and so forth. In order to average out learning effects, some cohorts start with the transparent markets, others with the anonymous setting.

³A copy of the instructions – in French – distributed to participants is provided in the Appendix.

4.3.2 Organization of a market

In each market, subjects have the opportunity to trade a security, whose value is drawn from a uniform distribution between 1 and 100 ECU, inclusive. The draw is independent from one market to another, so each market can be seen as the trading of a new security.

A market involves three types of traders:

Informed traders are told the true value of the security before trading starts.

Traders with a “buy” objective are asked to complete at least 5 buy transactions during the market; we call them *buyers* in the following.

Traders with a “sell” objective are asked to complete at least 5 sell transactions during the market; we call them *sellers* in the following.

Buyers and sellers can be seen as a proxy for liquidity traders, i.e., traders who face exogenous liquidity needs. Their presence ensures that there will be trades in the market.⁴ The use of traders who must fulfill an objective is quite standard in the experimental microstructure literature (see for instance Bloomfield & O’Hara (1999) or Bloomfield et al. (2005)).

Note that our setting does not include *noise traders*, i.e., agents who have no particular information nor any assigned objective. Indeed, in a recent experimental paper, Bloomfield et al. (2006) show that these traders may harm market efficiency as they drive prices away from their fundamental values, and that this effect is stronger when prices are farther away from their value. Including them may thus induce some unnecessary noise in the market, which would make it more difficult to find effects only due to the transparency levels.

There are three traders of each type in each market. Participants are told their role before trading begins. They change role every period in such a way that, at the end of the experiment, each subject has played six times in each of the three roles (three times in each transparency regime). Each player starts each market with no endowment in cash nor in security. This means that inventory and cash position at the end of a period are not carried forward to the next period. There is no cash nor short-sell constraint.

Traders with an objective incur a penalty of 20 ECU for each transaction that is not completed. The objective pertains to the number of trades completed, and not to the

⁴Another way to generate trades is to give different initial endowments to subjects. We did not follow this more indirect approach.

inventory at the end of a market. These liquidity traders can see on their screen the number of transactions they still have to make in order to fulfill their objective.

Each market lasts for 150 seconds, and is organized as an electronic order-driven market, where players may take the following actions:

- place limit orders
- cancel limit orders
- place market orders

The price grid is 1 ECU, and the minimum (maximum) price that can be entered is 1 (100) ECU. Marketable limit orders are not allowed: traders cannot place a buy (sell) order with a limit price equal or above (below) the current best ask (bid). The only way a trader can make a transaction is by placing a market order, i.e., by accepting the current best bid or ask. All orders are for a unit quantity.

In their experiment, Bloomfield et al. (2005) introduce a pre-trading period, during which traders can place orders. At the end of this pre-trading period, all orders that cross disappear from the order book, in such a way that the order book is non-empty at the beginning of the trading period. We do not include any pre-trading period, so the book is empty when a market begins.

As mentioned above, the transparency regime is the treatment variable, that can take two values. In both transparency regimes, traders can see all orders standing in the limit order book. In the *transparent* regime, traders also see the ID code besides the orders in the order book, and they know which traders are informed. This is the only difference with the *anonymous* regime. In both transparency regimes, post-trade transparency is kept at the same level: traders can see the prices of all past transactions, without any ID code.

The trading screen also displays information that allows each subject to know at any moment his cash and share position, the prices at which he has previously bought and sold and the time remaining until the end of the market.

The experiment was programmed and conducted with the software z-Tree [Fischbacher (2007)]. Figure 4.1 is an example of the screen that participants face when they trade in a transparent regime.⁵

⁵Figure 4.10 in the Appendix provides a screenshot in the case of an anonymous regime.

Figure 4.1: Trading screen in a transparent regime

Period 1 of 1				Remaining time [sec]: 180	
TraderID	Bid prices	Ask prices	TraderID	My ID 2	
2	57	75	1	My Cash -42	
1	36	92	2	My Shares 0	
1	23	97	2	You have an objective to fill	
				Number of BUY trades you still have to do: 4	
				ID of informed traders 1	
				Trade Prices	
				36	
				78	
Sell		Buy			
Cancel		Cancel			
Bid limit		Ask limit		You bought at:	
57		92		78	
Propose Bid		Propose Ask		You sold at:	
				36	

4.3.3 Subjects and incentives

Subjects are students at the Catholic University of Mons (Belgium) who take a *Financial Markets* or a *Portfolio Management* class. They are either in third year of a Bachelor program or in first year of a Master program. They had never participated to experiments before.

A subject's gain in ECU for a particular market is computed as the sum of his portfolio value and cash value at the end of the period, less the penalty (if applicable).

The gain in ECU at the end of the experiment is the sum of the gains in every experimental period. This profit in ECU is then converted in euros in such a way that the minimum payment is 10 euros and the maximum payment is 30 euros. Subjects are paid by wire transfer.

A possible concern with that incentive scheme is that, when subjects suffer losses during the course of a session, they may be willing to take excessive risk. In order to minimize that kind of gaming behavior, we tell subjects that suffering losses does not mean that they will get the minimum payment, as other subjects may have greater losses in absolute value. So their best interest is to play as best as they can during each market.

4.3.4 Differences with Perotti & Rindi (2006)

Before getting to the results, we present the main differences between our experimental design and the design used by Perotti & Rindi (2006).

As already explained, the most important difference pertains to the market for information. While we adopt a fixed number of informed traders in our experiment, Perotti & Rindi (2006) endogenize the acquisition of information by allowing their subjects to participate to a market for information before trading begins.⁶ In this market, traders can pay a fixed price in order to receive a signal indicating one of the possible liquidation values of the asset. That signal is not perfect, however, since it gives the correct value with a probability of $2/3$. Traders buying the information all receive the same signal, which means that some markets are somehow “doomed” to be inefficient. In our experiments the signal that informed traders get is perfect, as they know for sure the true value of the security. Giving different signals to different traders would unnecessarily complicate the design by making it more difficult to find the true value. Giving a possibly false signal to all informed traders would be useless as markets would simply converge to an erroneous value.

There are also differences in the roles played by subjects. In Perotti & Rindi’s (2006) design, subjects who do not buy the information enter the trading market as “uninformed traders”.⁷ These subjects have no particular objective to fill, and can best be viewed as noise traders. We do not have this type of noise traders in our design for reasons presented in Section 4.3.2. Moreover, the role of liquidity traders in Perotti & Rindi (2006) is played by six robots, that place a limit order every 20 seconds (a buy or a sell with a probability of $1/2$). Those limit orders always improve on the existing best bid or ask by one currency unit. This means in effect that liquidity traders in their experiment act as liquidity providers and not as liquidity demanders. In our experiment, the role of liquidity traders is played by subjects who are asked to fulfill an objective and so we do not include any robot. Our liquidity providers also have more freedom and may adopt a behavior that is very different from the rather deterministic behavior of robots in Perotti & Rindi’s (2006) design.

Another difference lies in the way traders can place limit orders. We allow traders to place limit orders below the best quote, at the best quote, or that improve on the existing quote. This means that our traders have more freedom than in Perotti & Rindi’s (2006) experiment, where the limit orders they submit always improve the quote by one currency unit. In this sense, our design is closer to real markets.

⁶In Perotti & Rindi (2006), there are 10 or 12 human subjects depending on the cohort.

⁷In some sessions, those subjects do not enter the trading market at all.

Other minor differences are the following: (i) their asset can take only three values, while we allow the security traded in our markets to take values in a range between 1 and 100; (ii) traders in our markets do not have any initial endowment in shares, while they may have a pre-trade endowment in Perotti & Rindi (2006); and (iii) a market lasts for 140 seconds in their experiment, and 150 seconds in ours.

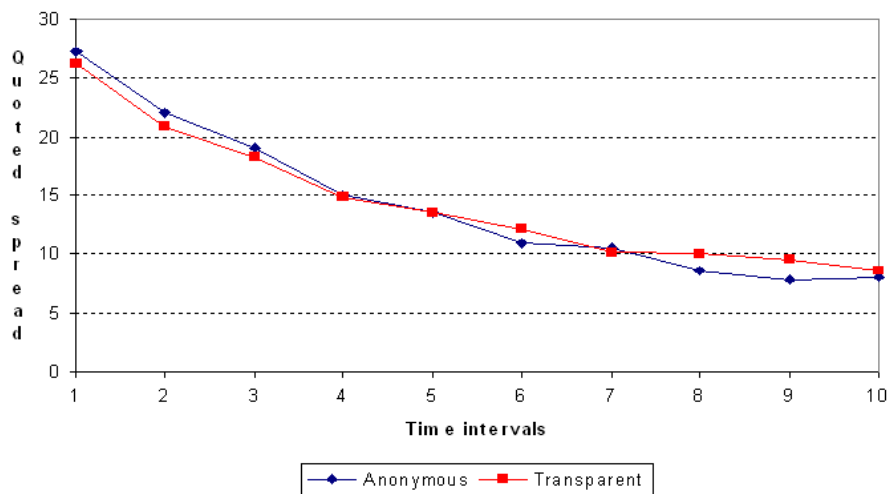
4.4 Results

We now turn to the experimental results. Thirteen sessions have been conducted, for a total of 117 participants (9 per session). In the following analyses, we exclude data from the four training markets and only consider the eighteen experimental markets of each session. This means that results are obtained from 234 different securities, 117 in each transparency regime.

4.4.1 Liquidity

Hypothesis 1 posits that an anonymous market is less liquid than an opaque market. In order to study liquidity, we focus on the bid-ask spread. Each market is divided into 10 intervals of fifteen seconds. Figure 4.2 shows the evolution of the quoted spread during the trading game, with a distinction between anonymous and transparent markets. The value for each interval is the average across markets of the last quoted spread observed for that interval.

Figure 4.2: Quoted spread over the trading intervals



This figure displays a pattern that is consistent with previous results in the literature – see for instance Bloomfield et al. (2005). The spread starts at a relatively large level

and then progressively and monotonically decreases throughout the game. No striking difference appears between both transparency regimes. However, this graph may be misleading, as other variables that are not represented could also influence the level of the spread. So we propose to analyze liquidity in a multivariate framework. The regression that we estimate has the following form:

$$Spread = \alpha + \beta_1 Period + \beta_2 Int + \beta_3 Int^2 + \beta_4 Value + \beta_5 Value^2 + \beta_6 Transp + \epsilon \quad (4.1)$$

Each observation of the dependent variable corresponds to the value of the spread for a given cohort, market and interval.⁸ *Period* is the number of the experimental market within a session, that can take values from 1 to 18. It is expected to negatively influence the spread as a result of learning throughout the course of a session. Figure 4.2 shows that the spread decreases as trading progresses within a market, in a quadratic (convex) way. So we include both *Int*, one of the 10 intervals of a market expressed in seconds (15, 30, ..., 150), as well as its square value, *Int*². We also want to take into account the effect of the security value that has been randomly drawn. We expect the spread to be larger when the security has an “extreme” value, and to be lower when the random value is close to the expected value of the distribution – which is 50.5. That is why we include *Value* and *Value*² as independent variables. Given the hypothesized convex relationships, we expect the coefficients on *Int*² and *Value*² to be positive. Finally, the *Transp* variable is a dummy variable that takes the value 1 for markets played in a transparent setting and 0 otherwise. Hypothesis 1 dictates that the coefficient on *Transp* should be negative, meaning that transparent markets have lower spreads and are thus more liquid.

Estimation results are presented in Table 4.1. In Panel A, we propose the results of equation (4.1), while Panel B displays the estimates for a slightly different specification, where we include 12 dummy variables to account for possible differences across cohorts. In Panel A, the intercept, *Int* and *Int*² are highly significant, while *Value* and *Value*² have the expected sign but are marginally significant. Neither *Period* nor *Transp* affects the bid-ask spread. However, the regression as a whole is not very good, with an R² of only 0.15. When we include the dummy variables accounting for differences across cohorts, things get better: the R² increases to 0.43, all variables are statistically significant with the expected sign, with the exception of the *Transp* dummy variable that remains non significant.⁹

⁸This means that the number of observations potentially equals 2 340, computed as 13 cohorts $\times$ 18 markets $\times$ 10 intervals. However, we do not have a valid spread value if there is no quote at the bid or at the ask, so the final number of observations equals 2 306.

⁹We do not report the coefficients on the cohort dummies in order to conserve space.

Table 4.1: Multivariate analysis of the spread

	Constant	Period	Int	Int ²	Value	Value ²	Transp	Adj. R ²
Panel A	34.05***	-0.184	-0.314***	0.0011***	-0.159*	0.0018**	0.483	0.15
Panel B	31.92***	-0.189**	-0.312***	0.0011***	-0.207***	0.0024***	0.612	0.43

This table presents the results of the multivariate analysis of the spread.

Panel A presents estimates for the following equation:

$$Spread = \alpha + \beta_1 Period + \beta_2 Int + \beta_3 Int^2 + \beta_4 Value + \beta_5 Value^2 + \beta_6 Transp + \epsilon$$

where each observation of the dependent variable *Spread* is the value of the spread in a given session, market and interval. *Period* is the number of the experimental market within a session, that can take values from 1 to 18. *Int* denotes one of the 10 intervals of a market expressed in seconds (15, 30, ..., 150), and *Int*² is the square value of *Int*. *Value* (*Value*²) is the true security value (square of the true value) that is randomly drawn for each market. *Transp* is a dummy variable that takes the value 1 for markets played in a transparent setting and 0 otherwise.

Panel B presents estimates for a similar specification, where we have added cohort-specific dummy variables. Coefficients on these variables are not reported to conserve space.

For all coefficients in all panels, the marks ***, ** and * represent significance at respectively the 1, 5 and 10% level.

In the regressions above, many observations are provided by the same cohorts, and the independence hypothesis is not supported.¹⁰ So we propose to analyze liquidity with an alternative method, i.e., a repeated-measures analysis of variance, the statistical procedure used by Bloomfield et al. (2005). Independence is ensured by keeping a single observation of the dependent variable for each cohort. Of course, the drawback of this method is that we lose much of the information. In our case, we perform an ANOVA with two within-subjects factors. *Extremity* measures the distance between a security true value and its prior expected value. We classify markets in three extremity categories in the following way. We first compute the absolute difference (AD) between the security true value and the expected value ($AD \equiv |Value - 50.5|$). If $AD < 10$, then the extremity of a market is *low*; if $10 \leq AD < 30$, the market is of a *medium* extremity and if $AD \geq 30$ then the extremity of the market is *high*. The second factor is *transparency*, that takes two values: anonymous and transparent.

We first consider the value of the spread at the last interval. For each cohort, we compute the average value of the spread in each of the six cells that are defined by transparency and extremity, and the average across cohorts are provided in Table 4.2 (Panel A). There does not seem to be much variation due to one factor in particular, and this is confirmed

¹⁰Considering that observations resulting from the same subjects are independent events may lead to an overstatement of statistical significance. This is probably not a major problem in our case, as the main variable of interest, *Transp*, is not significant. We also note that despite this caveat, regressions such as those we have performed are used in experimental studies – see for instance Flood et al. (1999) or Friedman (1993).

Table 4.2: Spread by transparency regime and extremity

	Low extremity	Medium extremity	High extremity
<i>Panel A: final state</i>			
Anonymous	7.5	7.8	8.4
Transparent	9.1	9.3	7.5
<i>Panel B: average</i>			
Anonymous	13.5	13.6	15.5
Transparent	11.4	15.1	15.2

To obtain this table, we first assign each market to one of the six cells defined by the transparency (anonymous or transparent) and extremity (low, medium or high) factors. The extremity category is determined by the absolute difference (AD) between the true security value and the prior expected value ($AD \equiv |Value - 50.5|$). The extremity of a market is *low* if $AD < 10$; it is *medium* if $10 \leq AD < 30$, and it is *high* if $AD \geq 30$.

For each cohort, we compute an average value of the spread in each of the six cells, and those values are averaged across cohorts to provide the figures in the table.

In Panel A, we consider the value of the spread at the last interval of a market. In Panel B, we consider the average value of the spread over a market.

by the ANOVA, that shows that there is no transparency main effect ($p = 0.6363$) and no extremity main effect ($p = 0.3298$). Results are qualitatively similar if we use the average spread over a market instead of the spread at the last interval (Panel B).

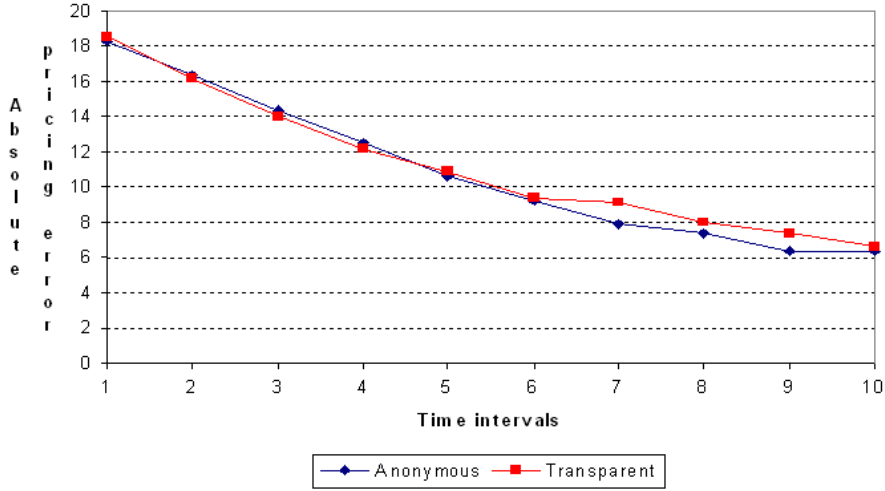
This means that anonymity in our experimental markets does not have any impact on the quoted spread, which does not support Hypothesis 1. Moreover, this is in contrast to the finding in Perotti & Rindi (2006) that anonymous markets are more liquid than transparent markets.

4.4.2 Informational efficiency

The second hypothesis deals with the relationship between anonymity and efficiency. As an inverse measure of efficiency, we use the absolute pricing error (APE), which is computed as the absolute difference between the quote midpoint and the true value of the security, i.e., $APE \equiv |Midpoint - Value|$. Figure 4.3 plots the evolution of APE over the trading game, with a distinction between transparency regimes. The result is consistent with the literature, as we can see a monotonic decrease of the absolute error over the trading intervals. This means that our experimental markets behave correctly as they progressively impound information into prices. As was the case for the bid-ask spread, no difference appears between the anonymous and transparent regimes.

We propose to use the same econometric specification as in Equation (4.1), using APE as the dependent variable. Results are provided in Table 4.3. In both specifications

Figure 4.3: Absolute pricing error over the trading intervals



– with and without cohort dummies – all control variables are highly significant with the expected sign, and the *Transp* dummy is not significant at all. As in the previous section, we also use an ANOVA procedure to analyze the absolute pricing error. The average values across cohorts of final APE by transparency and extremity are shown in Panel A of Table 4.4. If APE seems to increase with extremity, the difference is not statistically significant ($p = 0.4148$). There is also no effect due to transparency ($p = 0.5600$). If we consider the average APE over a trading game rather than the final value (see panel B of Table 4.4), then the extremity factor becomes statistically significant ($p = 0.0006$) but transparency still has no impact.

In summary, displaying the ID codes of traders in the order book does not reduce the pricing error and so does not make the market more efficient. We do not find any support for Hypothesis 2, but this is in line with the results provided by Perotti & Rindi's (2006) experimental markets. This result is however inconsistent with the traditional view that a higher transparency level improves market efficiency.

4.4.3 Traders' profits

The third hypothesis states that informed traders should be better off in an anonymous setting, while liquidity traders should benefit from transparency. So we compute the end-of-period profits for the three trader categories – informed traders, buyers and sellers. More precisely, we compute *trading profits*, i.e., we do not take into account the possible penalties incurred by liquidity traders. In our markets, 82.05% of buyers (78.63% of sellers) reach their objective, and these figures are not affected by the transparency regime. For those liquidity traders who do not meet their target, the median penalty

Table 4.3: Multivariate analysis of the absolute pricing error

	Constant	Period	Int	Int ²	Value	Value ²	Transp	Adj. R ²
Panel A	38.57***	-0.412***	-0.176***	0.0005***	-0.702***	0.0063***	1.167	0.29
Panel B	34.74***	-0.413***	-0.175***	0.0005***	-0.725***	0.0066***	1.226	0.38

This table presents the results of the multivariate analysis of the absolute pricing error.

Panel A presents estimates for the following equation:

$$APE = \alpha + \beta_1 Period + \beta_2 Int + \beta_3 Int^2 + \beta_4 Value + \beta_5 Value^2 + \beta_6 Transp + \epsilon$$

where each observation of the dependent variable APE is the value of the absolute pricing error in a given session, market and interval. $Period$ is the number of the experimental market within a session, that can take values from 1 to 18. Int denotes one of the 10 intervals of a market expressed in seconds (15, 30, ..., 150), and Int^2 is the square value of Int . $Value$ ($Value^2$) is the true security value (square of the true value) that is randomly drawn for each market. $Transp$ is a dummy variable that takes the value 1 for markets played in a transparent setting and 0 otherwise.

Panel B presents estimates for a similar specification, where we have added cohort-specific dummy variables. Coefficients on these variables are not reported to conserve space.

For all coefficients in all panels, the marks ***, ** and * represent significance at respectively the 1, 5 and 10% level.

Table 4.4: Absolute pricing error by transparency regime and extremity

	Low extremity	Medium extremity	High extremity
<i>Panel A: final state</i>			
Anonymous	4.0	6.3	7.2
Transparent	4.3	5.4	9.3
<i>Panel B: average</i>			
Anonymous	5.6	9.7	15.4
Transparent	5.8	8.7	17.6

To obtain this table, we first assign each market to one of the six cells defined by the transparency (anonymous or transparent) and extremity (low, medium or high) factors. The extremity category is determined by the absolute difference (AD) between the true security value and the prior expected value ($AD \equiv |Value - 50.5|$). The extremity of a market is *low* if $AD < 10$; it is *medium* if $10 \leq AD < 30$, and it is *high* if $AD \geq 30$.

For each cohort, we compute an average value of the absolute pricing error in each of the six cells, and those values are averaged across cohorts to provide the figures in the table.

In Panel A, we consider the value of the absolute pricing error at the last interval of a market. In Panel B, we consider the average value of the absolute pricing error over a market.

incurred equals 40 ECU, and this figure is the same for buyers and sellers and in both transparency regimes. This means that those traders do not reach their objective by only 2 shares. However, it is not by lack of time. Indeed, buyers and sellers who reach their objective do it after an average of 83 seconds, with once again no difference between transparency regimes. Given that a market lasts 150 seconds, traders have plenty of time to fulfill their target. Note also that there is no learning effect in that matter, as the proportion of traders who do not meet their target is very stable across the 18 periods of a session.

Table 4.5 provides the average values of trading profits for the three trader types, by transparency regime and extremity. We expect the profits of the informed traders to be higher when the value of their information is high, i.e., when the true security value is far from its prior expected value. This is indeed what we find: profits for the informed traders monotonically increase with extremity, in both transparency regimes. Performing an ANOVA on those data shows that the extremity variable is highly significant ($p = 0.0011$). Informed traders seem to earn less profits in the anonymous regime with low extremity and more profits when the market is anonymous and extremity is high. However, transparency is not significant in the ANOVA results ($p = 0.2312$), and there is also no transparency $\times$ extremity interaction effect ($p = 0.9929$).

Table 4.5: Traders' profits by transparency and extremity

	Low extremity	Medium extremity	High extremity
<i>Panel A: informed</i>			
Anonymous	16.24	62.44	111.01
Transparent	21.60	59.52	87.82
<i>Panel B: buyers</i>			
Anonymous	-5.68	-30.32	-69.91
Transparent	-13.74	-33.20	-72.28
<i>Panel C: sellers</i>			
Anonymous	-10.56	-32.12	-41.10
Transparent	-7.86	-26.32	-15.54

To obtain this table, we first assign each market to one of the six cells defined by the transparency (anonymous or transparent) and extremity (low, medium or high) factors. The extremity category is determined by the absolute difference (AD) between the true security value and the prior expected value ($AD \equiv |Value - 50.5|$). The extremity of a market is *low* if $AD < 10$; it is *medium* if $10 \leq AD < 30$, and it is *high* if $AD \geq 30$.

For each cohort, we compute an average value of traders' profits in each of the six cells, and those values are averaged across cohorts to provide the figures in the table.

Panel A provides results for informed traders, Panel B for buyers and Panel C for sellers.

Results for buyers and sellers call for several comments. Firstly, those traders logically incur losses, but those losses are lower than the penalty they would incur if they decided

not to trade at all – remember that a liquidity trader who does nothing has a penalty of $5 \times 20 = 100$ ECU. Liquidity traders are thus better off trading than not trading. In the same way as informed traders earn more profits when extremity is high, buyers have bigger losses when the security value is far from its expected value ($p = 0.0030$ for extremity). However this is not true for sellers, as their losses in the transparent/high extremity cell are lower in absolute value than in the transparent/medium extremity cell. The p-value associated to the extremity factor is at the margin of significance, as it equals 0.1202. As for transparency, it does not affect the profits of buyers ($p = 0.7093$), but it is significant for sellers at the 10% level ($p = 0.0679$). However, if we perform a test of difference (t-test or Wilcoxon test) between the anonymous and transparent regimes in each of the three extremity classes for sellers, none of them is statistically significant. Also, if we make the same analysis where we group buyers and sellers into a single “liquidity traders” group, then extremity is highly significant while transparency is not.

The asymmetry in the impact of extremity on buyers’ and sellers’ profits is puzzling at first sight. It seems however that it is the transparent/high extremity cell that causes the problem. This may find an explanation. Indeed, the high extremity class contains very low security values (under 20) as well as very high values (above 80). Intuitively, buyers should be in a better position when the true value is high, while the opposite should hold for sellers. This is confirmed by figures provided in Table 4.6, where we present the average profits of buyers and sellers in those extreme cases. We see that sellers are even able to make profits in transparent markets when the value is extremely low – but the difference between anonymous and transparent regimes is not statistically significant, as is the case of all four cells of that table.

Table 4.6: Buyers’ and sellers’ profits for extreme security values

	Value ≤ 20	Value > 80
<i>Panel A: buyers</i>		
Anonymous	−103.46	−11.19
Transparent	−117.19	−8.88
<i>Panel B: sellers</i>		
Anonymous	−16.54	−84.08
Transparent	12.67	−55.35

To obtain this table, we only consider markets where the randomly drawn security value is either extremely low (≤ 20) or extremely high (> 80). We assign each of those markets to one of the four cells defined by the transparency (anonymous or transparent) and value (extremely low or extremely high) factors.

For each cohort, we compute an average value of traders’ profits in each of the four cells, and those values are averaged across cohorts to provide the figures in the table.

Panel A provides results for buyers and Panel B for sellers.

It turns out that more markets have been characterized by an extremely low value (28 in the anonymous regime and 24 in the transparent regime) than by an extremely high value (16 and 17 in the anonymous and transparent cases respectively). This is due to the random generating process of the security true value, and partly explains why losses for sellers in the high extremity cell of Table 4.5 are low (in absolute value), and in particular lower than for buyers.

In summary, we do not find any evidence in support of Hypothesis 3, i.e., transparency does not influence the welfare of traders of any kind. Note that Perotti & Rindi (2006) do not analyze traders' profits.

4.4.4 Traders' behavior

The three previous sections have shown that anonymity in our experimental markets does not have any influence on liquidity, efficiency or traders' profits, thus providing support to none of the hypotheses developed in Section 4.2. In this section, we look more closely at the behavior of traders in the experimental markets, in order to understand why the knowledge of who the informed traders are does not play any role. Given that there is no difference between both transparency regimes, from now on we present results that are aggregated across all markets.

We first focus on the different types of orders that are placed by traders. In our experiment, traders can submit two types of orders: market orders and limit orders. Limit orders are further disaggregated in three categories: limit orders that are executed, limit orders that traders actively cancel and limit orders that are left unexecuted in the order book at the end of the trading period. Figure 4.4 provides for each trader type the average number of orders of those four categories that are introduced during a market.

The behavior of buyers and sellers is very similar, and is different from the behavior of informed traders. Informed traders place more orders than liquidity traders (21 against 16), and both more market orders (7 against 5) and more limit orders (14 against 11). The sum of market orders and executed limit orders equals the number of transactions, which is slightly higher for informed traders (13) than for liquidity traders (11). Note that this means that approximately 52 shares change hands during a typical market. There are very few cancellations. For buyers and sellers, 52% of their limit orders are executed, but that figure drops to 41% for informed traders.

This graph is very similar to Bloomfield et al.'s (2005) results, thus showing that traders in our experimental markets behave in the same way as traders in their experiment. The picture that emerges is one where informed traders act not only as liquidity takers, but

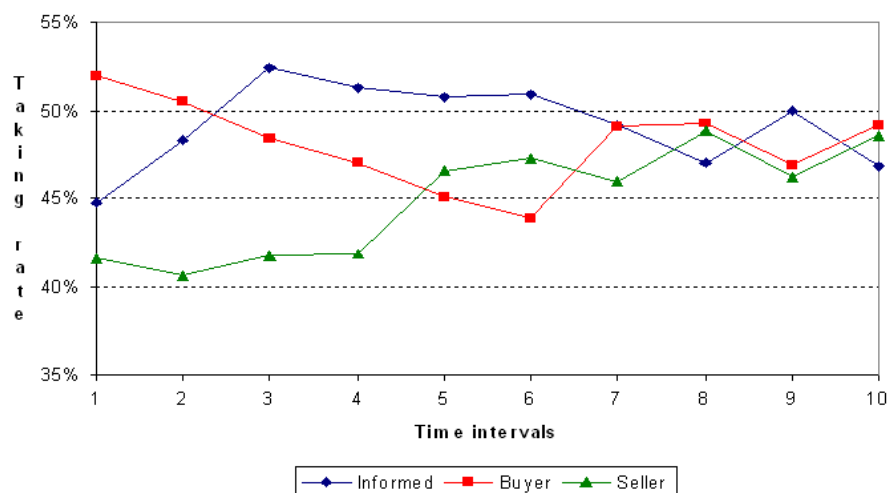
Figure 4.4: Types of orders by player type



also as important liquidity suppliers. This is consistent with their behavior in theoretical models developed by Kaniel & Liu (2006), Moinas (2006) and Rindi (2004), and with the empirical findings in Kaniel & Liu (2006) that limit orders are more informative than market orders.

In order to better understand the dynamics of our markets, we now look more closely at how traders' behavior evolves during a trading game. So we compute the *taking rate*, a measure that has been proposed by Bloomfield et al. (2005), defined as the percentage of trades completed using market orders (i.e., the number of market orders divided by the sum of the market orders and the executed limit orders). The evolution of the taking rate over a game for the three categories of players is displayed on Figure 4.5.

Figure 4.5: Taking rate over a game by player type



For sellers, the taking rate starts at 41%, the lowest level among all types, remains stable

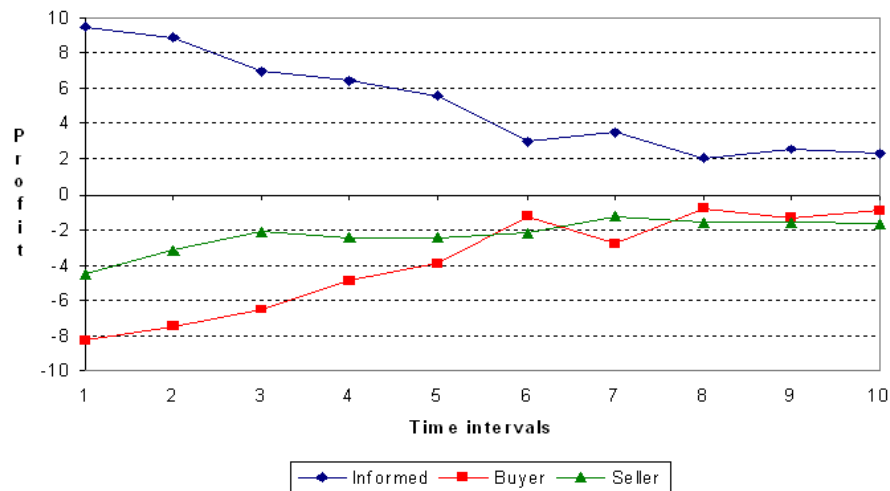
for four intervals, then increases toward 46 to 48%. This means that sellers are relatively patient at the beginning of the game, and then become increasingly aggressive as trading progresses. This is in sharp contrast to the behavior of buyers, who are most aggressive at the start of the game, with a taking rate of 52%, that decreases progressively until the seventh interval, where it suddenly increases to reach the same level as is observed for sellers. This aggressive behavior of buyers may explain why they have bigger losses than sellers, as they act as liquidity takers at the beginning of trading, i.e., when quotes are still far from the security true value.

A third pattern characterizes the evolution of the taking rate for informed traders. It starts at 45%, the lowest level observed for this trader type, but it quickly increases to reach a peak at 52% during the third interval. Then it slowly decreases throughout the trading game, but it remains higher than 50% for four intervals, and also show an increase in the next-to-last interval. This pattern shows that informed traders take profit opportunities at the start of the game, by hitting quotes that are mispriced – bid quotes above the true value and ask quotes under that value. Two elements probably account for the sharp increase that can be observed in the second and third intervals: (i) the taking rate cannot be high at the very start of the game, given that the order book is empty, so that informed traders have to wait until some profit opportunities appear and (ii) there is a competition between informed traders to take those profits as soon as they appear.

This last hypothesis is confirmed by looking at the evolution of the average profit by transaction for each type of trader, which is provided in Figure 4.6. This graph clearly shows that the best profit opportunities appear at the beginning of the game. The average profit by transaction for informed traders is indeed highest at that time, and then monotonically decreases as trading progresses. The opposite pattern logically holds for buyers and sellers, and we may notice that the losses of buyers for the first five intervals are greater than the losses of sellers, which is consistent with the evidence presented above that buyers are more aggressive at the beginning of a market.

We now provide some details concerning the provision of liquidity. We use the concept of order aggressiveness defined by Biais et al. (1995), and classify each order in one of four aggressiveness categories: (i) the first category contains market orders, the only orders in our experimental setting leading to an immediate transaction; (ii) the second category is made of limit orders that improve on the existing best quote; (iii) in the third class, we find limit orders that add depth at the best quote; (iv) orders with a price below the best quote form the last category. Aggressiveness is defined in such a way that it decreases from the first to the fourth category. Figure 4.7 provides for each trader type the evolution of the proportion of the different order categories.

Figure 4.6: Evolution of the average profit by transaction



We first note that the evolution for buyers and sellers is quite similar. The proportion of orders of categories 3 and 4 is relatively stable over the trading game, between 15 and 20%. At the beginning of the game, sellers tend to place many orders of the second category, i.e., orders that improve on the best quote, but after 60 seconds there is a switch with market orders, that become the most used category. The pattern is a little less pronounced for buyers. Informed traders always submit more market orders, except in the first interval for the reason we have mentioned above. In terms of provision of liquidity, their behavior is also stable over time. In contrast to liquidity traders, they submit more orders of the third category than of the second category. In other words, rather than improving on the best quote, they add depth at the existing quote.

To provide more insights in this matter, Figure 4.8 displays the contribution of the three types of traders to depth at the best bid and ask limits. More precisely, it plots for both market sides the depth available at the best limit, disaggregated according to trader type.

We first highlight that depth is bigger on the ask side than on the sell side. On the bid side, buyers contribute the most to depth for the first five intervals, and are then replaced by informed traders who become the best depth contributors and remain so until the end of trading. Sellers logically contribute less to depth at the best bid. The picture for the ask side is a little different, as informed traders are always the best liquidity providers – but they tie with sellers for 60 seconds –, followed by sellers and then buyers. It can be surprising that informed traders are the best liquidity providers on the ask side since the beginning of the trading game. One possible explanation is that ask quotes are farther away from the true value, so that informed traders do not reveal much of their information by being at the best limit at the beginning of the game. To confirm this

Figure 4.7: Order aggressiveness over the trading game

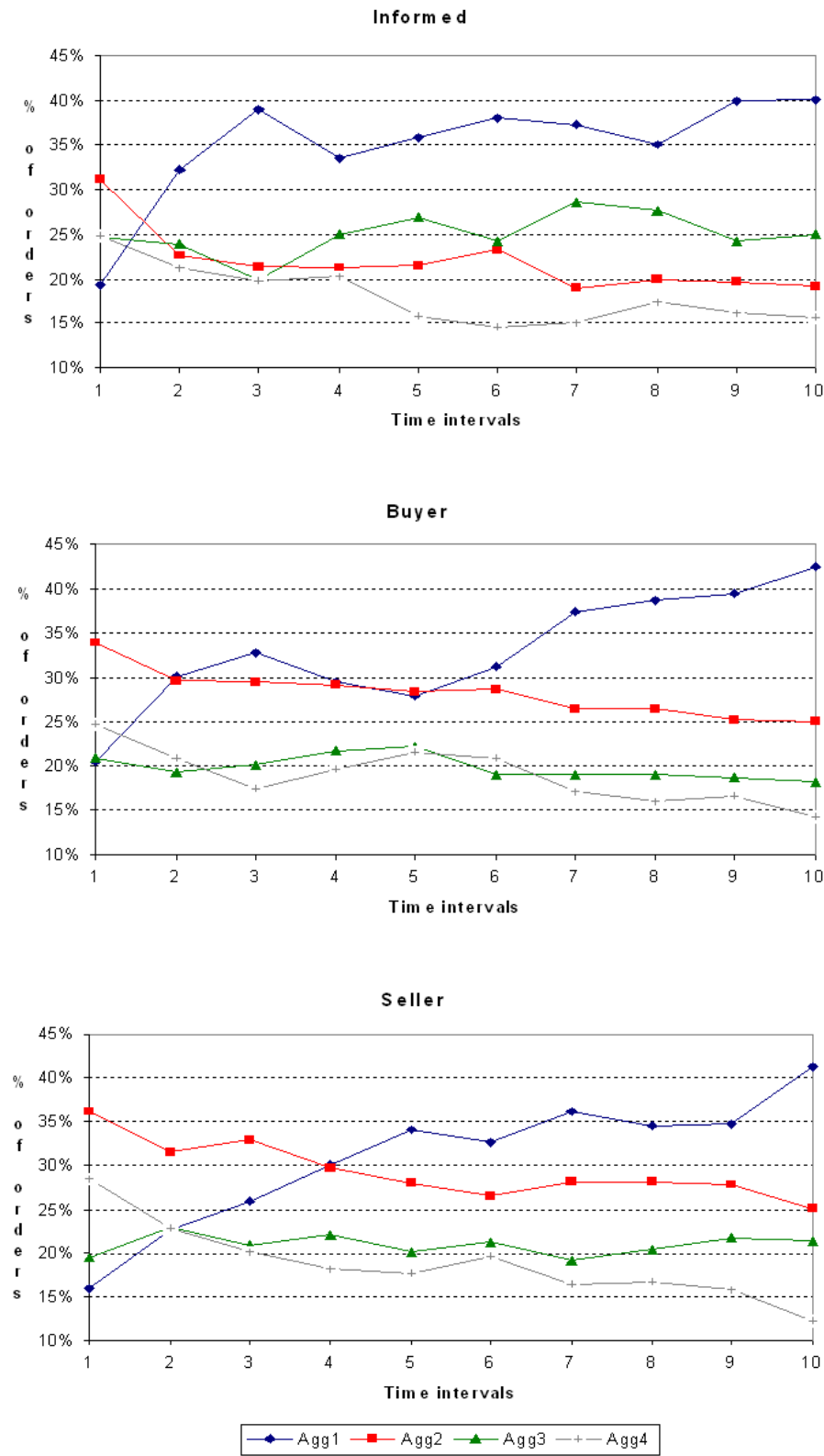
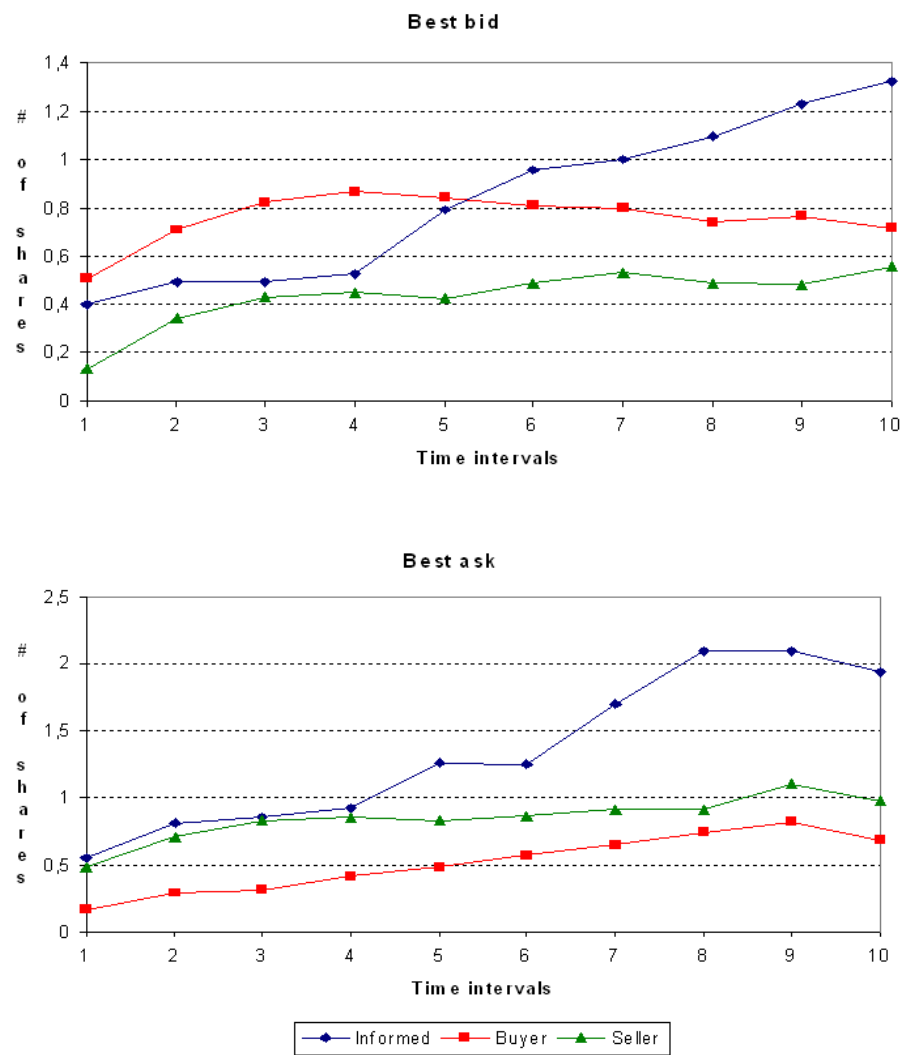


Figure 4.8: Contribution to depth at best limits



hypothesis, we compute, for each limit order that is introduced, the difference between the price and the true security value. For the first interval of the game, the average value of this difference in the case of informed traders equals 17 for buy orders and 27 for sell orders. The corresponding values for the second interval are 11 (buy orders) and 17 (sell orders). This means that, consistent with our hypothesis, informed traders post ask quotes that are conservative and do not reveal much information to the market.

Our analysis of traders' behavior helps explain why anonymity does not play a role in those markets. This is due to the way informed traders behave. At the beginning of the game, they mainly act as liquidity takers, as they are in competition with each other in order to reap as much profits as they can. As trading progresses, they become real liquidity providers, in the sense that they provide liquidity at the best quote. This is the moment where the disclosure of ID codes could play a role, but it is actually too late: the information has been revealed to the market, the true price has been discovered, and the main profits have been earned.

4.5 Increasing the proportion of informed traders

The results presented in the previous section have shown that anonymity does not influence traders' behavior or market quality in our experimental markets. This is in contrast to the results provided by Perotti & Rindi (2006), who show that anonymity, by inducing more traders to become informed, improves market liquidity. This emphasizes the important role played by the market for information in their design. Indeed, when studying liquidity, Perotti & Rindi establish a link between the spread decrease and the increase in the number of informed traders. However this does not mean that the incremental information that is displayed during the market game – the ID codes of traders in the order book – is taken into account by players.

In this section we propose to *exogenously* increase the proportion of informed traders in our experimental markets. The design we implement is exactly the same as the one we have used so far, except for the number of players in the different roles. While we keep nine subjects who participate in each session, five of them are now informed (instead of three in the previous design), two act as buyers and the last two as sellers (there were three buyers and three sellers in the original design).¹¹

¹¹The proportion of informed traders in our first and second designs tries to match the proportion of informed traders in the transparent and anonymous markets of Perotti & Rindi (2006). In transparent markets, 50% of their 12 players on average buy the information. Adding the six robots, this means that 6 players out of 18 are informed, which equals the proportion of informed traders in our first design (3 out of 9). In the anonymous setting, Perotti & Rindi (2006) indicate that 71.5% of traders decide to become informed, or 8.6 subjects on average. This gives a proportion of 8.6/18, that is 47.8% of informed traders, while we have a little more in our second design: 55.6% (5 subjects out of 9).

If Perotti & Rindi's (2006) results are mainly due to the proportion of informed traders, then we expect to observe the same effects, i.e., we expect that markets in the second design will be more liquid than markets in the first design. This finding would also be consistent with the theoretical predictions of Holden & Subrahmanyam (1992). These authors extend the Kyle (1985) model, by having multiple privately informed agents instead of a monopolistic trader. In that setting, an increase in the number of informed traders improves both market liquidity and efficiency, because aggressive competition between those traders causes their information to be revealed very quickly, and market depth to become extremely large. This means that we also expect markets in the second design to be more informationally efficient than in the first design, and also more volatile.

Seven sessions have been conducted under this second design, with other unexperienced students at the Catholic University of Mons. Figure 4.9 displays the evolution of the quoted spread, the absolute pricing error and volatility (computed as the standard deviation of transaction prices) in the anonymous and transparent structures of both experimental designs. If we look only at the results of the second design (the "D2" curves), we notice that, as was the case with the first design, no difference appears between both transparency regimes. We have performed the same statistical tests as in the previous section (multivariate regressions and repeated-measures ANOVA), and all of them point to the absence of an effect due to the transparency regime.¹²

What is striking however is that *all* the curves pertaining to that second design lie under the corresponding curves of the first design. In other words, using a higher proportion of informed traders leads to better liquidity, to more informationally efficient and less volatile markets. The improvement is really spectacular: for instance, the average absolute pricing error in the second design is no more than 3 ECU after only 60 seconds. Even if the difference between both designs is very clear by looking at the graphs only, we also address it in a multivariate framework. For the three market quality measures, we use the specification of Equation (4.1), where we add another explanatory variable, *Design2*, a dummy that equals 1 for sessions conducted under the second experimental design and 0 otherwise. The results are given in Table 4.7.

The econometric results clearly demonstrate that the markets played under the second design are more liquid and efficient, and also less volatile. The effect is economically significant, as the average reduction in spread equals 8.55 ECU, the average decrease in

¹²The second graph of Figure 4.9 may give the impression that the pricing error of the second design is larger in the anonymous markets than in the transparent markets during the first 6 intervals. To investigate whether this is the case, we have performed two analyses. Firstly we have added an interaction variable between *Int* and *Transp* in specification (4.1), that would account for a possibly differing slope of the *Int* variable between transparency regimes. However, it turns out that this new variable is not significant. We have also estimated equation (4.1) by using only data from the first six intervals, and the *Transp* variable remains insignificant.

Figure 4.9: Market quality in both experimental designs

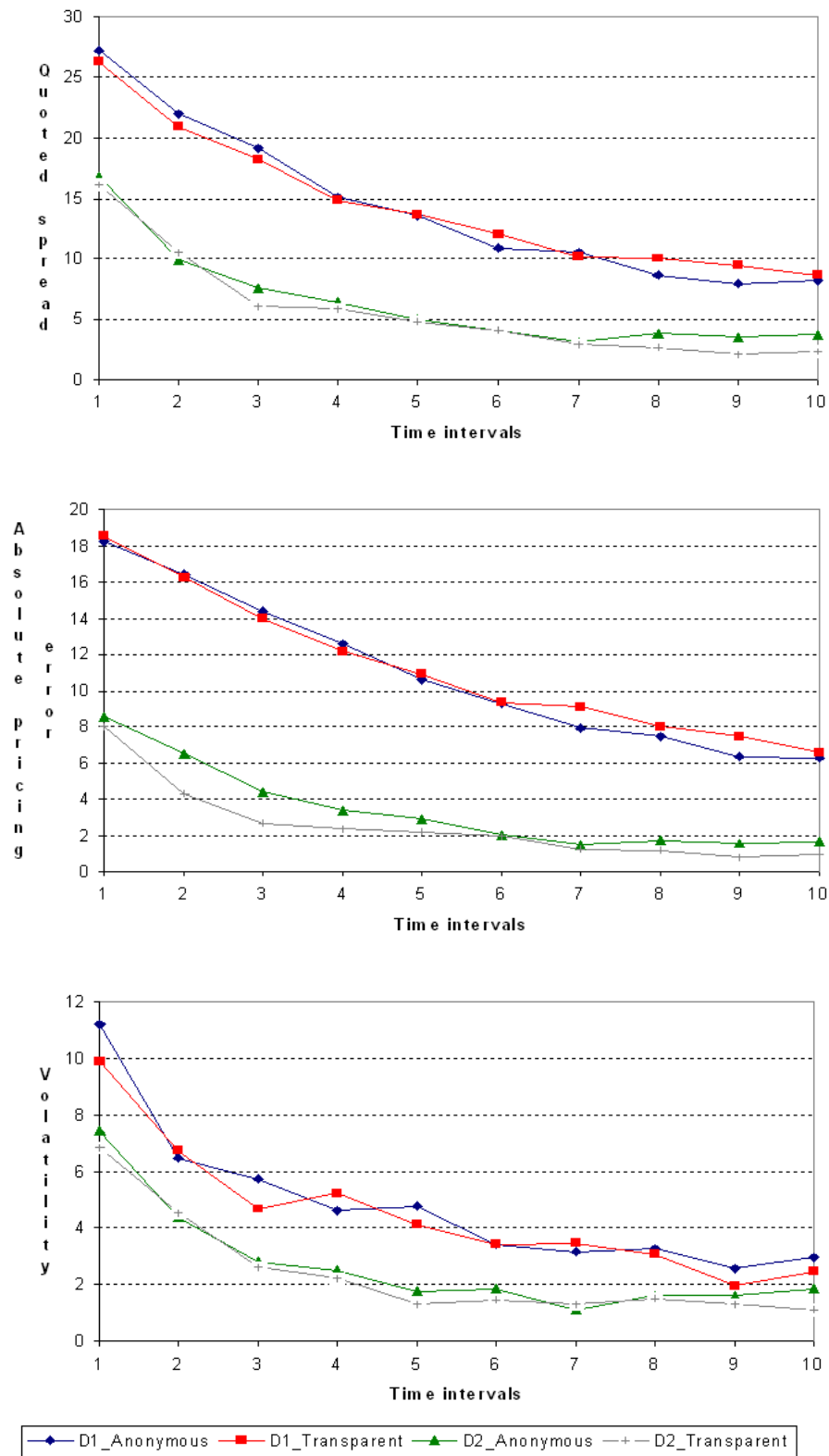


Table 4.7: Comparison between designs – multivariate analysis

	Constant	Period	Int	Int ²	Value	Value ²	Transp	Design2	Adj. R ²
Quoted spread	32.15***	-0.236***	-0.300***	0.0011***	-0.110*	0.0015**	0.245	-8.56***	0.21
Absolute error	32.41***	-0.345***	-0.163***	0.0005***	-0.497***	0.0046***	0.696	-8.70***	0.32
Volatility	15.33***	-0.197***	-0.141***	0.0006***	-0.046	0.0005*	-0.116	-3.80***	0.20

This table presents the results of the multivariate analysis for several market quality variables in both experimental designs.

The specification that is estimated has the following form:

$$Dep = \alpha + \beta_1 Period + \beta_2 Int + \beta_3 Int^2 + \beta_4 Value + \beta_5 Value^2 + \beta_6 Transp + \beta_7 Design2 + \epsilon$$

where each observation of the dependent variable *Dep* is the value observed in a given session, market and interval. *Period* is the number of the experimental market within a session, that can take values from 1 to 18. *Int* denotes one of the 10 intervals of a market expressed in seconds (15, 30, ..., 150), and *Int*² is the square value of *Int*. *Value* (*Value*²) is the true security value (square of the true value) that is randomly drawn for each market. *Transp* is a dummy variable that takes the value 1 for markets played in a transparent setting and 0 otherwise. *Design2* is a dummy variable that takes the value 1 for markets played in the second experimental design and 0 otherwise.

The three dependent variables under analysis are the quoted spread, the absolute pricing error and volatility.

For all coefficients in all panels, the marks ***, ** and * represent significance at respectively the 1, 5 and 10% level.

pricing error 8.69 ECU and the average reduction in volatility 3.79 ECU. Results on liquidity and efficiency are consistent with Holden & Subrahmanyam's (1992) theoretical model, predicting that both quality measures should be improved thanks to the competition between informed traders. In our experimental setting, this competition drives down their profits. Indeed, the average profits of informed traders equal 10.49 in the low extremity class, 8.37 in the medium extremity and 15.88 in the high extremity. All these figures are lower than the profits earned by informed traders in the first experimental design (see Table 4.5).

The results on volatility are more surprising, because the usual hypothesis is that informed traders induce more volatile markets. Perotti & Rindi (2006) expect their anonymous markets to display more volatility given the highest number of informed traders.¹³ While transparent markets in their experiment are indeed less volatile, the authors are not able to make a link with the number of informed traders.

Our finding that liquidity is improved by an exogenous increase in the number of informed traders helps to shed a new light on Perotti & Rindi's (2006) results. In particular, if anonymity plays a role in their markets, it is very likely that it only comes from the impact due to the market for information and not from the varying information that is displayed during the trading game.

¹³Note that while transparency affects volatility in Rindi's (2004) model, the effect depends on the parameters under consideration.

As we have mentioned in Section 4.1, Sunder (1992) analyzes how the organization of a market for information affects the equilibrium that prevails in the subsequent trading market. When information is sold to a fixed number of highest bidders, the predictions of the full rational expectations equilibrium (REE) can be observed in the trading: the asset prices and asset allocation among participants converge to REE predictions, and the price of information converges to zero. This last finding reflects that demand for information shifts to the left, consistent with the idea that information is useless as prices reveal all information. But when the information is sold at a fixed price to a varying number of traders, as is the case in Perotti & Rindi (2006), then markets are less informative and the number of traders who buy the information does not converge to zero. Sunder's (1992) findings suggest that other results could have been obtained by Perotti & Rindi (2006) if they had decided to let players bid for the information, instead of paying a fixed price. They may also provide an explanation for why Perotti & Rindi (2006) do not find any statistically significant effect on market efficiency.

4.6 Conclusion

In this chapter, we have performed an analysis of the impact of pre-trade anonymity within the context of an experimental market. More precisely, we have implemented an electronic double-auction market, similar in many ways to the order-driven system that is used on financial markets such as Euronext, the Toronto Stock Exchange or the Australian Stock Exchange, and we have compared the outcomes of two settings differing only in the degree of information disclosed to market participants: in a transparent setting, traders see the ID codes alongside the orders in the order book and know who the informed traders are, while the ID codes are not disclosed in an anonymous structure.

It turns out that displaying or not the ID codes of traders does not affect traders' behavior, and as a corollary does not have any influence on market quality indicators – liquidity, efficiency and volatility. This result may be explained by the fact that informed traders are in competition with each other in order to get the highest profits, and so behave aggressively at the beginning of the game by taking liquidity, thus revealing their information. When they start to act as real liquidity providers, i.e., when the information relative to their ID code may be helpful, the game is done.

Our results are in sharp contrast to the findings of Perotti & Rindi (2006), who experimentally show that anonymity improves market liquidity. In their experiments, there is a market for information preceding the actual trading game, during which traders can choose whether they want to buy a signal on the liquidation value of the asset. In that design, anonymity induces more traders to buy the information, which leads the

subsequent markets to be more liquid, because informed traders are the best liquidity providers. This is consistent with the endogenous information acquisition version of the theoretical model developed by Rindi (2004). Our results however do not support the theoretical predictions developed by Rindi (2004) in the version with a constant number of informed traders.

This means that the presence or absence of a market for information is really key in deriving the possible implications of a change in anonymity on market quality. If traders indeed change their behavior in terms of information gathering, then it may be the case that a switch to anonymity improves market quality. However, if the balance between uninformed and informed traders is not affected by anonymity, then we should not observe any change. Our findings in the previous chapter concerning the switch to anonymity that took place on Euronext Paris tend to support the second hypothesis.

Finally, it can be interesting to compare our “no-impact” result with results from other papers in the literature focusing on the effects of pre-trade transparency in experimental markets. Flood et al. (1999) use a continuous quote-driven market with multiple dealers, and show that quote disclosure does affect market liquidity and efficiency. However, there is an important gap in terms of information disclosure between the structures they compare. In their “opaque” market, no quote is publicly disclosed and market makers have to call each other in order to obtain quote information, while all market makers’ quotes are disclosed in their “transparent” setting. Friedman (1993) analyzes how the order book disclosure affects the performance of a continuous double auction. He shows that displaying *all* the bid and ask quotes instead of the *best limit* only seems to improve market efficiency, possibly at the expense of liquidity. In this case also, the difference in the amount of information available to traders was relatively important.

By contrast, the transparency regimes that we have compared in this chapter differ only by one variable, the ID code of traders. In other words, our anonymous markets are already very transparent as they disclose all the quotes to all participants. Note however that the difference between both structures mimics the difference between the trading platforms prevailing on Euronext Paris before and after the switch. Our findings seem to show that the incremental information contained in the identity of traders does not suffice to change the market equilibrium. This conclusion is consistent with the conjecture made by Plott & Sunder (1982) that bids and offers, more than the ability to identify insiders, convey most of the information.

4.7 Appendix: Instructions handed to participants

Vous allez participer à une expérience sur les marchés financiers. Si vous comprenez les instructions et prenez les bonnes décisions, vous pourrez gagner une somme d'argent conséquente.

Lors de l'expérience, nous utiliserons une unité monétaire fictive : l'ECU (Experiment Currency Unit). Votre richesse finale en ECU à la fin de l'expérience sera convertie en euros.

La communication entre sujets est interdite pendant l'expérience. Si un sujet tente de communiquer avec un autre sujet ou tente d'observer l'ordinateur d'un autre sujet, il sera exclu de l'expérience sans toucher aucun gain.

Veuillez lire avec attention les instructions qui se trouvent ci-après. Les termes en italique font référence à des informations ou actions que vous verrez à l'écran. Lorsque vous aurez lu ces instructions, nous les parcourrons ensemble et vous aurez l'occasion de poser des questions.

Système de marché

Lors de l'expérience, vous allez jouer à plusieurs jeux de marché¹⁴. Au cours de chaque période, vous pourrez acheter ou vendre une certaine quantité d'un titre financier. Au début de chaque jeu, la valeur de ce titre est déterminée au hasard et indépendamment des autres jeux. Cette valeur peut être n'importe quel nombre entier entre 1 et 100, chaque nombre ayant la même chance d'être tiré au sort.

Le marché sur lequel vous pourrez traiter ce titre est un marché « dirigé par les ordres ». Dans cette structure de marché, le « carnet d'ordres » diffusé aux participants contient les ordres d'achat et de vente qui sont en attente d'exécution.

Voici un exemple de carnet :

Ordres d'achat	Ordres de vente
78	81
78	87
45	87
	98

Le côté gauche du carnet (*Ordres d'achat*) reprend les ordres d'achat en attente d'exécution ; ces ordres apparaissent du prix le plus élevé au prix le plus bas. Le côté droit

¹⁴Notez que les termes « jeu » et « période » ont la même signification dans le reste de ce document.

du carnet (*Ordres de vente*) reprend les ordres de vente en attente d'exécution ; ces ordres apparaissent du prix le plus bas au prix le plus élevé. Ainsi, c'est dans le haut du carnet que se trouvent les opportunités d'achat et de vente les plus intéressantes. Dans l'exemple ci-dessus, le meilleur prix proposé par un acheteur est 78, et le meilleur prix proposé par un vendeur est 81. Ces deux prix constituent la « meilleure limite » du carnet d'ordres. Si plusieurs ordres ont la même limite de prix, ils sont rangés dans le carnet en fonction de leur moment d'introduction : l'ordre introduit le premier est situé le plus haut (il y a donc une priorité temporelle).

Si vous voulez acheter un titre, 2 possibilités vous sont offertes :

- acheter immédiatement (*Acheter*) ; vous achetez un titre au prix proposé par le meilleur vendeur, c'est-à-dire au prix apparaissant à la meilleure limite de vente dans le carnet (81 dans l'exemple ci-avant) ; dans ce cas, l'ordre de vente correspondant disparaît du carnet.
- faire une proposition d'achat, en introduisant un ordre d'achat avec une limite de prix (*Introduire ordre d'achat*) ; cet ordre apparaîtra dans la colonne *Ordres d'achat*. Il n'y a donc pas de transaction immédiate, mais seulement une proposition de transaction. Il n'y aura transaction que si votre proposition est acceptée par un autre joueur.

Parallèlement, si vous voulez vendre un titre, vous pouvez :

- vendre immédiatement (*Vendre*) ; vous vendez un titre au prix proposé par le meilleur acheteur, c'est-à-dire au prix apparaissant à la meilleure limite d'achat dans le carnet (78 dans l'exemple ci-avant) ; dans ce cas, l'ordre d'achat correspondant disparaît du carnet.
- faire une proposition de vente, en introduisant un ordre de vente avec une limite de prix (*Introduire ordre de vente*) ; cet ordre apparaîtra dans la colonne *Ordres de vente*. Il n'y a donc pas de transaction immédiate, mais seulement une proposition de transaction. Il n'y aura transaction que si votre proposition est acceptée par un autre joueur.

Vous pouvez également annuler (*Annuler*) une proposition d'achat ou de vente que vous avez introduite plus tôt dans le jeu.

Tous les ordres que vous introduisez représentent une quantité unitaire. Si vous voulez traiter plus, vous pouvez introduire plusieurs ordres au même prix.

Vous disposez d'une grande liberté dans les actions que vous pouvez entreprendre. Cependant, un certain nombre de règles doivent être respectées. Ainsi, vous ne pouvez pas :

- traiter avec vous-même ;

- introduire un ordre d’achat (de vente) dont le prix est égal ou supérieur (égal ou inférieur) au meilleur prix de vente (d’achat) dans le carnet ;
- acheter ou vendre à un prix autre que celui proposé à la meilleure limite ;
- annuler un ordre introduit par un autre joueur.

Des messages d’erreur vous préviendront en cas de non respect de ces règles.

Notez que vous n’êtes pas obligé de passer des ordres.

Les types de joueur

Chaque jeu fait intervenir trois types de joueur :

- des joueurs ayant un « objectif d’achat » à atteindre : ces joueurs doivent réaliser au moins 5 transactions d’achat ; pour chaque transaction non réalisée, une pénalité de 20 ECU est appliquée et déduite de la richesse finale du joueur ;
- des joueurs ayant un « objectif de vente » à atteindre : ces joueurs doivent réaliser au moins 5 transactions de vente ; pour chaque transaction non réalisée, une pénalité de 20 ECU est appliquée et déduite de la richesse finale du joueur ;
- des joueurs n’ayant aucun objectif à remplir, mais qui connaissent la valeur du titre tirée au hasard.

Au début de chaque période, les trois rôles sont alloués au hasard aux différents participants. Cependant, chaque participant aura l’occasion de jouer tous les rôles prévus dans cette expérience.

Le calcul des gains

Chaque joueur débute chaque jeu avec 0 titre et 0 ECU. Il n’y a cependant aucune contrainte négative sur votre montant en ECU ni en titres : vous pouvez acheter des titres même si vous n’avez pas d’argent, et vous pouvez vendre des titres même si vous ne les possédez pas (pratique communément appelée « vente à découvert »).

Votre gain à la fin d’une période est calculé de la façon suivante :

$$\text{Montant en cash} + \text{Valeur de votre portefeuille de titres} - \text{Pénalité}$$

Exemple 1

On vous a assigné un objectif d'achat. Au cours du jeu, vous avez acheté 2 titres à respectivement 15 et 25 ECU, et vous avez vendu un titre à 50 ECU. À la fin du jeu, vous n'avez donc réalisé que 2 achats sur les 5 demandés.

Votre montant en cash s'élève à 10 ECU ($50 - 15 - 25$), et vous avez 1 titre dans votre portefeuille. La valeur tirée pour le titre était de 35 ECU. Votre gain est donc :

$$10 \text{ (Cash)} + 1 \times 35 \text{ (Portefeuille de titres)} - 3 \times 20 \text{ (Pénalité)} = -15 \text{ ECU}$$

Exemple 2

Vous n'aviez aucun objectif à remplir. Vous avez acheté 5 titres respectivement à 45, 67, 70, 72 et 80 ECU, et vendu 1 titre à 88 ECU.

À la fin de la période, votre montant en cash s'élève à -246 ECU ($88 - 45 - 67 - 70 - 72 - 80$), et vous avez 4 titres dans votre portefeuille. La valeur tirée pour le titre était de 72 ECU. Votre gain est donc :

$$-246 \text{ (Cash)} + 4 \times 72 \text{ (Portefeuille de titres)} = 42 \text{ ECU}$$

Votre gain total au cours de l'expérience est égal à la somme des gains obtenus lors de chacune des périodes.

Le montant final de vos gains en ECU sera converti en euros à la fin de l'expérience, de telle sorte que le gain minimum soit de 10 euros et le gain moyen de 20 euros. Notez qu'un gain en ECU négatif ne signifie pas nécessairement que vous aurez le gain minimum.

Structures de marché

Vous allez jouer dans 2 structures de marché différentes. Ces 2 structures se différencient uniquement par l'information qui vous est diffusée :

- dans un marché « anonyme », vous ne verrez dans le carnet d'ordres que les prix des ordres introduits ;
- dans un marché « transparent », vous verrez dans le carnet les prix des ordres, l'identifiant des joueurs ayant placé ces ordres, et vous connaîtrez l'identité des joueurs informés.

Nombre de périodes et durée

Vous allez participer à 22 jeux au cours de l'expérience. Chaque jeu dure 150 secondes.

Les 4 premières périodes sont dites « de pratique ». Elles ont pour but de vous permettre de vous familiariser avec le système de marché et le logiciel. Les gains engrangés au cours de ces 4 périodes ne seront pas pris en considération pour le calcul de votre richesse finale au terme de l'expérience.

Les gains obtenus au cours des 18 périodes suivantes seront utilisés comme décrits plus hauts pour le calcul de vos gains en euros.

Écran de jeu

Ci-dessous vous pouvez trouver un écran de jeu similaire à celui que vous verrez dans quelques minutes.

FIG. 4.10: Trading screen in an anonymous regime

Period 2 of 4		Remaining time [sec]: 49	
Ordres d'achat 78 78 45	Ordres de vente 81 87 87 98	Mon Code ID 2 Mon argent en liquide 78 Mes titres -1	
		Vous avez un OBJECTIF à atteindre Nombre de transactions d'ACHAT que vous devez encore réaliser : 5	
		Prix des transactions sur le marché 78	
Vendre Annuler	Acheter Annuler		
Limite d'achat 45 Introduire ordre d'achat	Limite de vente 81 Introduire ordre de vente	Vous avez acheté à :	Vous avez vendu à : 78

Les 2/3 gauche de l'écran sont constitués par la partie « jeu », à savoir par les colonnes *Ordres d'achat* et *Ordres de vente*, les boutons *Acheter*, *Vendre*, *Introduire ordre d'achat*, *Introduire ordre de vente* et *Annuler* mentionnés précédemment.

Dans le carnet d'ordres, les ordres en bleu sont ceux que vous avez introduits. Les ordres surlignés en bleu sont les meilleures cotations proposées par d'autres joueurs.

Attention : les actions *Acheter*, *Vendre* et *Annuler* s'appliquent à l'ordre qui est surligné dans la colonne correspondante.

Le dernier tiers de l'écran (à droite) vous propose différentes informations. Dans la partie moins grisée se trouvent des informations (ID du joueur, objectif à remplir, etc.) qui peuvent varier en fonction du type de joueur et de la structure de marché. La partie plus grisée diffuse les prix des transactions passées sur le marché (*Prix des transactions sur le marché*), et les prix auxquels vous avez acheté ou vendu (*Vous avez acheté à* et *Vous avez vendu à*).

Conclusion générale

La présente thèse s'est intéressée à la mesure de l'asymétrie d'information et aux effets de l'anonymat dans un contexte de marché dirigé par les ordres. Pour conclure ce travail de recherche, nous en présentons les principaux résultats, exposons les limites mais aussi les originalités de notre approche, avant d'évoquer les pistes de recherche ouvertes pour l'avenir.

Nous avons tout d'abord proposé une revue de la littérature en microstructure analysant les effets de la transparence sur la qualité des marchés. Il en est ressorti qu'un niveau minimal de transparence s'avère nécessaire au bon fonctionnement des marchés, mais qu'une transparence totale n'est pas pour autant désirable. L'organisation des bourses reflète clairement ce compromis. Ainsi, si la plupart des marchés qui utilisent un carnet d'ordres diffusent aujourd'hui les prix et quantités disponibles aux cinq meilleures limites du carnet, nombre d'entre eux permettent également aux investisseurs d'employer des ordres cachés. En matière d'anonymat, nous avons vu que les agents demandeurs de liquidité qui traitent pour des raisons non-informationnelles sont avantagés par la diffusion de leur identité, qui leur permet de bénéficier de meilleures conditions de transaction. Par contre, la littérature actuelle met en évidence des effets positifs de l'anonymat pré-transactionnel des fournisseurs de liquidité dans un carnet d'ordres.

Dans le deuxième chapitre, nous avons comparé les résultats de plusieurs modèles de décomposition de la fourchette de prix obtenus sur un marché dirigé par les ordres, en l'occurrence Euronext Bruxelles. Nous avons mis en évidence que les modèles comprenant une composante de gestion d'inventaire ne fournissent pas de résultat concluant, conformément à l'hypothèse que la gestion du stock de titres n'est pas un problème majeur pour les fournisseurs de liquidité dans un système gouverné par les ordres. Les modèles qui se focalisent uniquement sur l'asymétrie d'information et le coût de traitement des ordres génèrent des composantes de sélection adverse qui sont globalement bien corrélées entre elles. Par contre, elles ne semblent pas corrélées avec d'autres mesures de l'asymétrie informationnelle dérivées du carnet d'ordres. Ces conclusions mettent en évidence la nécessité de développer des mesures de l'asymétrie d'information spécifiquement adaptées aux marchés dirigés par les ordres.

Les deux derniers chapitres se sont focalisés sur la problématique de l'anonymat pré-transactionnel dans un carnet d'ordres. Dans le troisième chapitre, nous avons procédé à une analyse empirique des effets du passage à l'anonymat sur Euronext Paris en avril 2001. Nos résultats tendent à montrer que ce changement n'a eu aucun impact sur le niveau d'asymétrie d'information et de liquidité du marché. Ces conclusions contredisent les résultats d'autres études, et mettent en évidence deux problèmes méthodologiques : (i) l'importance critique de la période d'analyse, qui peut influencer considérablement les résultats obtenus ; (ii) la nécessité de prendre en compte un phénomène de liquidité globale sur les marchés, qui a été négligé jusqu'à présent dans la littérature.

Le quatrième chapitre a consisté en une analyse expérimentale des effets de l'anonymat. Nous avons comparé les résultats en matière de comportement des agents, de liquidité, d'efficience et de volatilité dans deux structures de marché qui se différencient uniquement par la diffusion ou non de l'identité des agents dans le carnet d'ordres. Il est apparu que même dans ce cadre très stylisé, où les joueurs connaissent avec certitude l'identité des agents qui sont informés de la vraie valeur du titre, l'anonymat n'a aucune influence sur l'équilibre observé dans les marchés expérimentaux. Ce résultat conforte cependant l'absence d'effet observée empiriquement dans le troisième chapitre. Nous avons également montré qu'une augmentation exogène de la proportion d'agents informés se traduit par une amélioration de la liquidité et de l'efficience des marchés. Il est donc probable que ce soit cette relation entre le nombre d'informés et la liquidité, davantage que l'information mise à disposition des agents, qui est à l'œuvre dans les résultats de Perotti & Rindi (2006).

L'originalité de cette thèse s'exprime de plusieurs façons : par la comparaison de modèles de décomposition de la fourchette de prix dans un marché dirigé par les ordres, en employant de surcroît des données intra-journalières sur Euronext Bruxelles, un marché peu traité dans la littérature ; par la mise en évidence d'un facteur de liquidité globale sur les marchés ; par la combinaison d'une approche empirique et d'une analyse expérimentale pour étudier la problématique de l'anonymat. La mise en évidence d'une absence d'effet de l'anonymat a également une conséquence pratique non négligeable. Elle signale en effet que les bourses n'ont pas à s'inquiéter outre mesure de la question du degré d'anonymat, et ne doivent donc pas s'engager dans des processus de changement de design sans doute coûteux mais probablement inutiles, comme ce fut le cas en France, au Japon ou en Australie.

Comme tout travail de recherche, cette thèse comporte un certain nombre de limites. Ainsi, sur un plan théorique, nous n'avons pas développé de modèle propre relatif aux effets de l'anonymat sur le comportement des investisseurs et la qualité de marché. Nous notons cependant que les résultats empiriques et expérimentaux allant dans le sens d'une absence d'effet, l'existence d'un tel modèle ne serait pas nécessairement des plus perti-

nentes. D'un point de vue empirique, les échantillons employés constituent toujours une limite difficilement surmontable. La confirmation de l'hypothèse d'existence d'un phénomène de liquidité globale nécessite l'emploi d'une base de données plus large couvrant d'autres marchés que les bourses de New York et de Paris, données qui n'étaient pas à notre disposition. Nous n'avons pas non plus traité séparément dans notre étude empirique les quelques titres qui sont cotés simultanément sur plusieurs bourses, et n'avons donc pas spécifiquement abordé la question du degré optimal d'anonymat lorsque différents marchés sont en concurrence pour un même titre. Enfin, au niveau expérimental, la question de la validité externe se pose toujours : dans quelle mesure les résultats obtenus dans un marché simplifié peuvent-ils être étendus aux marchés réels ? Nous notons cependant que toutes les études expérimentales sont soumises à la même critique.

Ces limitations nous indiquent aussi les voies de recherche potentielles. Une étude détaillée du phénomène de liquidité globale nous semble constituer une piste de recherche sérieuse, susceptible d'intéresser tant le monde académique que les participants au marché. L'existence de ce facteur global devrait en effet impérativement être prise en compte dans toute analyse portant sur la liquidité des marchés. Au niveau expérimental, l'utilisation de traders professionnels pourrait aider à renforcer la validité externe des résultats. Enfin, la méthode expérimentale nous paraît bien adaptée pour étudier d'autres problématiques liées à la transparence des marchés et sur lesquelles la littérature n'est pas parvenue à un consensus. Cette approche pourrait par exemple éclairer les motivations des agents qui font usage d'ordres cachés.

Bibliographie

- Ackert, L. F., Church, B. K. & Gillette, A. B. (2004), ‘Immediate disclosure or secrecy? the release of information in experimental asset markets’, *Financial Markets, Institutions & Instruments* **13**(5), 219–243.
- Admati, A. R. & Pfleiderer, P. (1991), ‘Sunshine trading and financial market equilibrium’, *The Review of Financial Studies* **4**(3), 443–481.
- Ahn, H.-J., Cai, J., Hamao, Y. & Ho, R. Y. (2002), ‘The components of the bid-ask spread in a limit-order market: Evidence from the Tokyo Stock Exchange’, *Journal of Empirical Finance* **9**(4), 399–430.
- Akerlof, G. A. (1970), ‘The market for "lemons": Quality uncertainty and the market mechanism’, *The Quarterly Journal of Economics* **84**(3), 488–500.
- Albanesi, S. & Rindi, B. (2000), ‘The quality of the italian treasury bond market, asymmetric information and transaction costs’, *Annales d’Economie et de Statistique* **60**, 1–19.
- Amihud, Y. & Mendelson, H. (1980), ‘Dealership market: Market-making with inventory’, *Journal of Financial Economics* **8**(1), 31–53.
- Anand, A. & Weaver, D. G. (2004), ‘Can order exposure be mandated?’, *Journal of Financial Markets* **7**(4), 405–426.
- Bagehot, W. (1971), ‘The only game in town’, *Financial Analysts Journal* **27**(2), 12–14.
- Banks, J. S. (1985), ‘Price-conveyed information versus observed insider behavior: A note on rational expectations convergence’, *Journal of Political Economy* **93**(4), 807–815.
- Barclay, M. J. (1997), ‘Bid-ask spreads and the avoidance of odd-eighth quotes on Nasdaq: An examination of exchange listings’, *Journal of Financial Economics* **45**(1), 35–60.
- Barclay, M. J., Christie, W. G., Harris, J. H., Kandel, E. & Schultz, P. H. (1999), ‘Effects of market reform on the trading costs and depths of Nasdaq stocks’, *The Journal of Finance* **54**(1), 1–34.

- Barclay, M. J., Hendershott, T. & McCormick, D. T. (2003), 'Competition among trading venues: Information and trading on electronic communications networks', *The Journal of Finance* **58**(6), 2637–2665.
- Baruch, S. (2005), 'Who benefits from an open limit-order book?', *Journal of Business* **78**(4), 1267–1306.
- Battalio, R., Ellul, A. & Jennings, R. (2007), 'Reputation effects in trading on the New York Stock Exchange', *The Journal of Finance* **62**(3), forthcoming.
- Bennet, P. & Wei, L. (2006), 'Market structure, fragmentation and market quality', *Journal of Financial Markets* **9**(1), 49–78.
- Benveniste, L. M., Marcus, A. J. & Wilhelm, W. J. (1992), 'What's special about the specialist?', *Journal of Financial Economics* **32**(1), 61–86.
- Bessembinder, H. (1999), 'Trade execution costs on NASDAQ and the NYSE: A post-reform comparison', *Journal of Financial & Quantitative Analysis* **34**(3), 387–407.
- Bessembinder, H., Maxwell, W. & Venkataraman, K. (2006), 'Market transparency, liquidity externalities, and institutional trading costs in corporate bonds', *Journal of Financial Economics* **82**(2), 251–288.
- Bessembinder, H. & Venkataraman, K. (2004), 'Does an electronic stock exchange need and upstairs market?', *Journal of Financial Economics* **73**(1), 3–36.
- Biais, B. (1993), 'Price formation and equilibrium liquidity in fragmented and centralized markets', *The Journal of Finance* **48**(1), 157–185.
- Biais, B., Glosten, L. & Spatt, C. (2005), 'Market microstructure: A survey of microfoundations, empirical results, and policy implications', *Journal of Financial Markets* **8**(2), 217–264.
- Biais, B., Hillion, P. & Spatt, C. (1995), 'An empirical analysis of the limit order book and the order flow in the Paris Bourse', *The Journal of Finance* **50**(5), 1655–1689.
- Biais, B., Hillion, P. & Spatt, C. (1999), 'Price discovery and learning during the pre-opening period in the Paris Bourse', *Journal of Political Economy* **107**(6), 1218–1248.
- Bloomfield, R. & O'Hara, M. (1999), 'Market transparency: Who wins and who loses?', *The Review of Financial Studies* **12**(1), 5–35.
- Bloomfield, R. & O'Hara, M. (2000), 'Can transparent markets survive?', *Journal of Financial Economics* **55**(3), 425–459.
- Bloomfield, R., O'Hara, M. & Saar, G. (2005), 'The "make or take" decision in an electronic market: Evidence on the evolution of liquidity', *Journal of Financial Economics* **75**(1), 165–199.

- Bloomfield, R., O'Hara, M. & Saar, G. (2006), 'The limits of noise trading: An experimental analysis', *Working Paper*. Johnson Graduate School of Management, Cornell University.
- Board, J. & Sutcliffe, C. (2000), 'The proof of the pudding: The effects of increased trade transparency in the London Stock Exchange', *Journal of Business Finance & Accounting* **27**(7,8), 887–909.
- Boehmer, E., Saar, G. & Yu, L. (2005), 'Lifting the veil: An analysis of pre-trade transparency at the NYSE', *The Journal of Finance* **60**(2), 783–815.
- Booth, G. G., Lin, J.-C., Martikainen, T. & Tse, Y. (2002), 'Trading and pricing in upstairs and downstairs stock markets', *The Review of Financial Studies* **15**(4), 1111–1135.
- Bortoli, L., Frino, A., Jarneic, E. & Johnstone, D. (2006), 'Limit order book transparency, execution risk and market liquidity: Evidence from the Sydney Futures Exchange', *Journal of Futures Markets* **26**(12), 1147–1167.
- Bourghelle, D. & Declerck, F. (2004), 'Why markets should not necessarily reduce the tick size', *Journal of Banking & Finance* **28**(2), 373–398.
- Brockman, P. & Chung, D. Y. (1999), 'Bid-ask spread components in an order-driven environment', *The Journal of Financial Research* **22**(2), 227–246.
- Brown, S., Hillegeist, S. A. & Lo, K. (2003), 'Regulation FD and voluntary disclosure', *Working Paper*.
- Brown, S., Hillegeist, S. A. & Lo, K. (2004), 'Conference calls and information asymmetry', *Journal of Accounting and Economics* **37**(3), 343–366.
- Cai, C. X., Hillier, D., Hudson, R. & Keasey, K. (2007), 'Trading frictions and market structure: An empirical analysis', *Journal of Business Finance & Accounting*, forthcoming.
- Cao, C., Hansch, O. & Wang, X. (2004), 'The informational content of an open limit order book', *Working Paper*.
- Chordia, T., Roll, R. & Subrahmanyam, A. (2000), 'Commonality in liquidity', *Journal of Financial Economics* **56**(1), 3–28.
- Chordia, T., Roll, R. & Subrahmanyam, A. (2001), 'Market liquidity and trading activity', *The Journal of Finance* **56**(2), 501–530.
- Chowdhry, B. & Nanda, V. (1991), 'Multimarket trading and market liquidity', *The Review of Financial Studies* **4**(3), 483–511.
- Christie, W. G. & Schultz, P. H. (1994), 'Why do NASDAQ market makers avoid odd-eighth quotes?', *The Journal of Finance* **49**(5), 1813–1840.
- Clarke, J. & Shastri, K. (2001), 'On information asymmetry metrics', *Working Paper*.

- Comerton-Forde, C., Frino, A. & Mollica, V. (2005), 'The impact of limit order anonymity on liquidity: Evidence from Paris, Tokyo and Korea', *Journal of Economics and Business* **57**(6), 528–540.
- Copeland, T. E. & Galai, D. (1983), 'Information effects on the bid-ask spread', *The Journal of Finance* **38**(5), 1457–1469.
- Daouk, H., Lee, C. M. C. & Ng, D. T. (2005), 'Capital market governance: How do security laws affect market performance?', *Journal of Corporate Finance* **12**(3), 560–593.
- De Winne, R. & D'Hondt, C. (2005), 'Market transparency and traders' behavior: An analysis on Euronext with full order book data', *Working Paper*. Department of Finance, FUCaM – Catholic University of Mons.
- De Winne, R. & D'Hondt, C. (2007), 'Hide-and-seek in the market: Placing and detecting hidden orders', *Review of Finance*, forthcoming.
- De Winne, R. & Majois, C. (2003), 'A comparison of alternative spread decomposition models on Euronext Brussels', *Brussels Economic Review* **46**(4), 91–135.
- De Winne, R. & Platten, I. (2003), 'An analysis of market makers' behavior on Nasdaq Europe', *Working Paper*. Department of Finance, FUCaM – Catholic University of Mons.
- Declerck, F. (2002), 'Trading costs on a limit order book market: Evidence from the Paris Bourse', *Banque & Marchés* **57**, 31–45.
- Declerck, F. & Hazard, P. (2002), 'Impacts de l'animation sur la qualité du second marché', *Banque & Marchés* **60**, 5–18.
- Dennis, P. J. & Weston, J. P. (2001), 'Who's informed? An analysis of stock ownership and informed trading', *Working Paper*.
- Desgranges, G. & Foucault, T. (2005), 'Reputation-based pricing and price improvements', *Journal of Economics and Business* **57**(6), 493–527.
- D'Hondt, C. (2003), *Les Ordres Cachés sur Euronext : Un compromis Stratégique entre Liquidité et Transparence*, PhD thesis, Facultés Universitaires Catholiques de Mons (FUCaM) and Université de Perpignan.
- Dia, M. & Pouget, S. (2006), 'Sunshine trading in an emerging stock market', *Working Paper*.
- Diamond, D. W. & Verrechia, R. E. (1991), 'Disclosure, liquidity, and the cost of capital', *The Journal of Finance* **46**(4), 1325–1359.
- Drudi, F. & Massa, M. (2005), 'Price manipulation in parallel markets with different transparency', *Journal of Business* **78**(5), 1625–1658.
- Easley, D., Kiefer, N. M., O'Hara, M. & Paperman, J. B. (1996), 'Liquidity, information, and infrequently traded stocks', *The Journal of Finance* **51**(4), 1405–1436.

- Easley, D. & O'Hara, M. (1987), 'Price, trade size, and information in securities markets', *Journal of Financial Economics* **19**(1), 69–90.
- Economides, N. & Schwartz, R. A. (1995), 'Equity trading practices and market structure: Assessing asset managers' demand for immediacy', *Financial Markets, Institutions & Instruments* **4**(4), 1–46.
- Edwards, A. K., Harris, L. E. & Piwowar, M. S. (2007), 'Corporate bond market transaction costs and transparency', *The Journal of Finance* **62**(3), forthcoming.
- Elder, J., Jain, P. K. & Kim, J.-C. (2005), 'Do tracking stocks reduce informational asymmetries? An analysis of liquidity and adverse selection', *The Journal of Financial Research* **28**(2), 197–213.
- Eom, K. S., Hahn, S. B. & Seon, J. (2006), 'Traders' anonymity, market quality, and foreign traders' superior information: Evidence from the korea exchange', *Working Paper*.
- Esser, A. & Mönch, B. (2004), 'The navigation of an iceberg: The optimal use of hidden orders', *Working Paper*.
- Eun, C. S. & Sabherwal, S. (2003), 'Cross-border listings and price discovery: Evidence from U.S.-listed canadian stocks', *The Journal of Finance* **58**(2), 549–575.
- Fischbacher, U. (2007), 'z-tree: Zurich toolbox for ready-made economic experiments', *Experimental Economics*, forthcoming.
- Fishman, M. J. & Hagerty, K. M. (1995), 'The mandatory disclosure of trades and market liquidity', *The Review of Financial Studies* **8**(3), 637–676.
- Fishman, M. J. & Longstaff, F. A. (1992), 'Dual trading in futures markets', *The Journal of Finance* **47**(2), 643–671.
- Flood, M. D., Huisman, R., Koedijk, K. G. & Lyons, R. K. (1998), 'Search costs: The neglected spread component', *Working Paper*.
- Flood, M. D., Huisman, R., Koedijk, K. G. & Mahieu, R. J. (1999), 'Quote disclosure and price discovery in multiple-dealer financial markets', *The Review of Financial Studies* **12**(1), 37–59.
- Flood, M. D., Huisman, R., Koedijk, K. G., Mahieu, R. J. & Röell, A. A. (1997), 'Post-trade transparency in multiple dealer financial markets', *Working Paper*.
- Flood, M. D., Koedijk, K. G., Dijk, van, M. A. & Leeuwen, van, I. W. (2002), 'Dividing the pie: Asymmetrically informed dealers and market transparency', *Working Paper*. Erasmus Research Institute of Management.
- Forster, M. M. & George, T. J. (1992), 'Anonymity in securities markets', *Journal of Financial Intermediation* **2**(2), 168–206.
- Foucault, T. (1999), 'Order flow composition and trading costs in a dynamic limit order market', *Journal of Financial Markets* **2**(2), 99–134.

- Foucault, T., Moinas, S. & Theissen, E. (2006), 'Does anonymity matter in electronic limit order markets?', *The Review of Financial Studies*, forthcoming.
- Franke, G. & Hess, D. (2000), 'Information diffusion in electronic and floor trading', *Journal of Empirical Finance* **7**(5), 455–478.
- French, K. R. & Roll, R. (1986), 'Stock return variances : The arrival of information and the reaction of traders', *Journal of Financial Economics* **17**(1), 5–26.
- Friedman, D. (1993), 'How trading institutions affect financial market performance: Some laboratory evidence', *Economic Inquiry* **31**(3), 410–435.
- Frino, A., Johnstone, D. & Zheng, H. (2005), 'The information content of trader identification', *Working Paper*. University of Sydney.
- Frutos, M. A. d. & Manzano, C. (2002), 'Risk aversion, transparency, and market performance', *The Journal of Finance* **57**(2), 959–984.
- Garfinkel, J. A. & Nimalendran, M. (2003), 'Market structure and trader anonymity: An analysis of insider trading', *Journal of Financial & Quantitative Analysis* **38**(3), 591–610.
- Gelos, R. G. & Wei, S.-J. (2005), 'Transparency and international portfolio holdings', *The Journal of Finance* **60**(6), 2987–3020.
- Gemmill, G. (1996), 'Transparency and liquidity: A study of block trades on the London Stock Exchange under different publication rules', *The Journal of Finance* **51**(5), 1765–1790.
- George, T. J., Kaul, G. & Nimalendran, M. (1991), 'Estimation of the bid-ask spread and its components: A new approach', *The Review of Financial Studies* **4**(4), 623–656.
- Glosten, L. R. (1994), 'Is the electronic open limit order book inevitable?', *The Journal of Finance* **49**(6), 1127–1161.
- Glosten, L. R. & Harris, L. E. (1988), 'Estimating the components of the bid / ask spread', *Journal of Financial Economics* **21**(1), 123–142.
- Glosten, L. R. & Milgrom, P. R. (1985), 'Bid, ask and transaction prices in a specialist market with heterogeneously informed traders', *Journal of Financial Economics* **14**(1), 71–100.
- Goldstein, M. A., Hotchkiss, E. S. & Sirri, E. R. (2007), 'Transparency and liquidity: A controlled experiment on corporate bonds', *The Review of Financial Studies* **20**(2), 235–273.
- Grammig, J., Melvin, M. & Schlag, C. (2005), 'The role of US trading in pricing internationally cross-listed stocks', *Working Paper*.
- Grammig, J., Schiereck, D. & Theissen, E. (2001), 'Knowing me, knowing you: Trader anonymity and informed trading in parallel markets', *Journal of Financial Markets* **4**(4), 385–412.

- Green, R. C., Hollifield, B. & Schurhoff, N. (2007), 'Financial intermediation and the costs of trading in an opaque market', *The Review of Financial Studies* **20**(2), 275–314.
- Griffiths, M. D., Smith, B. F., Turnbull, D. A. S. & White, R. W. (1998), 'Information flows and open outcry: Evidence of imitation trading', *Journal of International Financial Markets, Institutions & Money* **8**(2), 101–116.
- Grossman, S. J. & Stiglitz, J. E. (1980), 'On the impossibility of informationally efficient markets', *The American Economic Review* **70**(3), 393–408.
- Hamao, Y., Masulis, R. W. & Ng, V. (1990), 'Correlations in price changes and volatility across international stock markets', *The Review of Financial Studies* **3**(2), 281–307.
- Handa, P., Schwartz, R. & Tiwari, A. (2003), 'Quote setting and price formation in an order driven market', *Journal of Financial Markets* **6**(4), 461–489.
- Harris, L. E. (1997), 'Order exposure and parasitic traders', *Working Paper*. Marshall School of Business, University of Southern California.
- Harris, L. E. (2003), *Trading and Exchanges : Market Microstructure for Practitioners*, Oxford University Press.
- Harris, L. E. & Panchapagesan, V. (2005), 'The information content of the limit order book: Evidence from NYSE specialist trading decisions', *Journal of Financial Markets* **8**(1), 25–67.
- Hasbrouck, J. & Saar, G. (2002), 'Limit orders and volatility in a hybrid market: The Island ECN', *Working Paper*. Stern School of Business, New York University.
- Heidle, H. G. & Huang, R. D. (2002), 'Information-based trading in dealer and auction markets: An analysis of exchange listings', *Journal of Financial & Quantitative Analysis* **37**(3), 391–424.
- Hendershott, T. & Jones, C. M. (2005), 'Island goes dark: Transparency, fragmentation, and regulation', *The Review of Financial Studies* **18**(3), 743–793.
- Henker, T. & Wang, J.-X. (2006), 'On the importance of timing specifications in market microstructure research', *Journal of Financial Markets* **9**(2), 162–179.
- Ho, T. & Stoll, H. R. (1981), 'Optimal dealer pricing under transactions and return uncertainty', *Journal of Financial Economics* **9**(1), 47–73.
- Holden, C. W. & Subrahmanyam, A. (1992), 'Long-lived private information and imperfect competition', *The Journal of Finance* **47**(1), 247–270.
- Huang, R. D. & Stoll, H. R. (1996), 'Dealer versus auction markets: A paired comparison of execution costs on NASDAQ and the NYSE', *Journal of Financial Economics* **41**(3), 313–357.
- Huang, R. D. & Stoll, H. R. (1997), 'The components of the bid-ask spread: A general approach', *The Review of Financial Studies* **10**(4), 995–1034.

- Jain, P. K., Jiang, C., McInish, T. H. & Taechapiroontong, N. (2006), 'Informed trading in parallel auction and dealer markets: An analysis on the London Stock Exchange', *Working Paper*.
- Kaniel, R. & Liu, H. (2006), 'So what orders do informed traders use?', *Journal of Business* **79**(4), 1867–1913.
- Kyle, A. S. (1985), 'Continuous auctions and insider trading', *Econometrica* **53**(6), 1315–1335.
- Lee, C. M. C. & Ready, M. J. (1991), 'Inferring trade direction from intraday data', *The Journal of Finance* **46**(2), 733–746.
- Levin, E. J. & Wright, R. E. (2004), 'Estimating the profit markup component of the bid-ask spread: Evidence from the London Stock Exchange', *Quarterly Review of Economics and Finance* **44**(1), 1–19.
- Lin, J.-C., Sanger, G. C. & Booth, G. G. (1995), 'Trade size and components of the bid-ask spread', *The Review of Financial Studies* **8**(4), 1153–1183.
- Lyons, R. K. (1996), 'Optimal transparency in a dealer market with an application to foreign exchange', *Journal of Financial Intermediation* **5**(3), 225–254.
- Madhavan, A. (1992), 'Trading mechanisms in securities markets', *The Journal of Finance* **47**(2), 607–641.
- Madhavan, A. (1995), 'Consolidation, fragmentation, and the disclosure of trading information', *The Review of Financial Studies* **8**(3), 579–603.
- Madhavan, A. (1996), 'Security prices and market transparency', *Journal of Financial Intermediation* **5**(3), 255–283.
- Madhavan, A. (2000), 'Market microstructure: A survey', *Journal of Financial Markets* **3**(3), 205–258.
- Madhavan, A. & Cheng, M. (1997), 'In search of liquidity: Block trades in the upstairs and downstairs markets', *The Review of Financial Studies* **10**(1), 175–203.
- Madhavan, A., Porter, D. C. & Weaver, D. G. (2005), 'Should securities markets be transparent?', *Journal of Financial Markets* **8**(3), 266–288.
- Madhavan, A., Richardson, M. & Roomans, M. (1997), 'Why do security prices change? A transaction-level analysis of NYSE stocks', *The Review of Financial Studies* **10**(4), 1035–1064.
- Martens, M. & Poon, S.-H. (2001), 'Returns synchronization and daily correlation dynamics between international stock markets', *Journal of Banking & Finance* **25**(10), 1805–1827.
- McInish, T. H. & Wood, R. A. (1992), 'An analysis of intraday patterns in bid/ask spreads for NYSE stocks', *The Journal of Finance* **47**(2), 753–764.

- Menyah, K. & Paudyal, K. (2000), 'The components of bid-ask spreads on the London Stock Exchange', *Journal of Banking & Finance* **24**(11), 1767–1785.
- Moinas, S. (2006), 'Hidden limit orders and liquidity in limit order markets', *Working Paper*. Toulouse Business School.
- Moulton, P. C. & Wei, L. (2006), 'A tale of two time zones: the impact of substitutes on cross-listed stock liquidity', *Working Paper*.
- Naik, N. Y., Neuberger, A. & Viswanathan, S. (1999), 'Trade disclosure regulation in markets with negotiated trades', *The Review of Financial Studies* **12**(4), 873–900.
- Neal, R. & Wheatley, S. M. (1998), 'Adverse selection and bid-ask spreads: Evidence from closed-end funds', *Journal of Financial Markets* **1**(1), 121–149.
- Newey, W. K. & West, K. D. (1987), 'A simple, positive semi-definite, heteroskedasticity and autocorrelation consistent covariance matrix', *Econometrica* **55**(3), 703–708.
- Newey, W. K. & West, K. D. (1994), 'Automatic lag selection in covariance matrix estimation', *Review of Economic Studies* **61**(4), 631–653.
- Oehler, A. & Unser, M. (1998), 'Market transparency and call markets', *Working Paper*. Department of Finance, Bamberg University.
- O'Hara, M. (1995), *Market Microstructure Theory*, Blackwell.
- Padilla, A. J. & Pagano, M. (2005), 'Efficiency gains from the integration of exchanges: Lessons from the Euronext "natural experiment"', *Working Paper*.
- Pagano, M. & Röell, A. (1996), 'Transparency and liquidity: A comparison of auction and dealer markets with informed trading', *The Journal of Finance* **51**(2), 579–611.
- Pardo, A. & Pascual, R. (2006), 'On the hidden side of liquidity', *Working Paper*.
- Parlour, C. A. (1998), 'Price dynamics in limit order markets', *The Review of Financial Studies* **11**(4), 789–816.
- Perotti, P. & Rindi, B. (2006), 'Market for information and identity disclosure in an experimental open limit order book', *Economic Notes* **35**(1), 97–119.
- Plott, C. R. & Sunder, S. (1982), 'Efficiency of experimental security markets with insider information: An application of rational-expectations models', *Journal of Political Economy* **90**(4), 663–698.
- Porter, D. C. & Weaver, D. G. (1998), 'Post-trade transparency on Nasdaq's national market system', *Journal of Financial Economics* **50**(2), 231–252.
- Qiao, Z., Liew, V. K.-S. & Wong, W.-K. (2006), 'Does the US IT stock market dominate other IT stock markets: Evidence from multivariate GARCH model', *Working Paper*.
- Reiss, P. C. & Werner, I. M. (2005), 'Anonymity, adverse selection, and the sorting of interdealer trades', *The Review of Financial Studies* **18**(2), 599–636.

- Rindi, B. (2004), 'Informed traders as liquidity providers: Transparency, liquidity and price formation', *Working Paper*. Bocconi University.
- Roëll, A. (1990), 'Dual-capacity trading and the quality of the market', *Journal of Financial Intermediation* **1**(2), 105–124.
- Roll, R. (1984), 'A simple implicit measure of the effective bid-ask spread in an efficient market', *The Journal of Finance* **39**(4), 1127–1139.
- Roll, R., Schwartz, E. & Subrahmanyam, A. (2005), 'Liquidity and the law of one price: The case of the futures/cash basis', *Working Paper*. Anderson School, UCLA.
- Rossi, M. (2002), 'The race towards transparency: An experimental investigation', *Economic Notes* **32**(3), 523–545.
- Saporta, V., Trebeschi, G. & Vila, A. (1999), 'Price formation and transparency on the London Stock Exchange', *Working Paper*. Bank of England.
- Scalia, A. & Vacca, V. (1999), 'Does market transparency matter? A case study', *CGFS Publications* **11**.
- Seppi, D. J. (1990), 'Equilibrium block trading and asymmetric information', *The Journal of Finance* **45**(1), 73–94.
- Silva, A. C. & Chavez, G. (2002), 'Components of execution costs: Evidence of asymmetric information at the Mexican Stock Exchange', *Journal of International Financial Markets, Institutions & Money* **12**(3), 253–278.
- Simaan, Y., Weaver, D. G. & Whitcomb, D. K. (2003), 'Market maker quotation behavior and pretrade transparency', *The Journal of Finance* **58**(3), 1247–1267.
- Smith, B. F., Turnbull, D. A. F. & White, R. W. (2001), 'Upstairs market for principal and agency trades: Analysis of adverse information and price effects', *The Journal of Finance* **56**(5), 1723–1746.
- Stahel, C. W. (2005), 'Is there a global liquidity factor?', *Working Paper*.
- Stoll, H. R. (1978), 'The supply of dealer services in securities markets', *The Journal of Finance* **33**(4), 1133–1151.
- Stoll, H. R. (1989), 'Inferring the components of the bid-ask spread: Theory and empirical tests', *The Journal of Finance* **44**(1), 115–134.
- Stoll, H. R. (2000), 'Friction', *The Journal of Finance* **55**(4), 1479–1514.
- Su, Q. & Chong, T. T.-L. (2007), 'Determining the contributions to price discovery for Chinese cross-listed stocks', *Pacific-Basin Finance Journal* **15**(2), 140–153.
- Sunder, S. (1992), 'Market for information: Experimental evidence', *Econometrica* **60**(3), 667–695.
- Swan, P. L. & Westerholm, J. (2004), 'The impact of market architectural features on world equity market performance: A structural equation approach', *Working Paper*.

- Swan, P. L. & Westerholm, J. (2005), 'Transparency generally beats opacity: How transparency choice impacts global equity market performance', *Working Paper*.
- Theissen, E. (2002), 'Floor versus screen trading: Evidence from the German stock market', *Journal of Institutional and Theoretical Economics* **158**(1), 32–54.
- Theissen, E. (2003), 'Trader anonymity, price formation and liquidity', *European Finance Review* **7**(1), 1–26.
- Theodossiou, P., Kahya, E., Koutmos, G. & Christofi, A. (1997), 'Volatility reversion and correlation structure of returns in major international stock markets', *The Financial Review* **32**(2), 205–224.
- Tuttle, L. (2005), 'Hidden orders, trading costs and information', *Working Paper*.
- Van Ness, B. F., Van Ness, R. A. & Warr, R. S. (2001), 'How well do adverse selection components measure adverse selection?', *Financial Management* **30**(3), 77–98.
- Vandelanoite, S. (2002), 'Takeover announcements and the components of the bid-ask spread', *Working Paper*. University of Paris I.
- Venkataraman, K. (2001), 'Automated versus floor trading: An analysis of execution costs on the Paris and New York exchanges', *The Journal of Finance* **56**(4), 1445–1485.
- Waisburd, A. C. (2004), 'Trade transparency, identity disclosure, and the cost of transacting', *Working Paper*.
- Wang, J. (1999), 'Asymmetric information and the bid-ask spread: An empirical comparison between automated order execution and open outcry auction', *Journal of International Financial Markets, Institutions & Money* **9**(2), 115–128.
- Weston, J. P. (2000), 'Competition on the Nasdaq and the impact of recent market reforms', *The Journal of Finance* **55**(6), 2565–2598.
- Yin, X. (2005), 'A comparison of centralized and fragmented markets with costly search', *The Journal of Finance* **60**(3), 1567–1590.

Table des figures

3.1	Absolute spreads on the NYSE and Euronext Paris between September 1, 2000 and July 31, 2001	108
3.2	Relative spreads on the NYSE and Euronext Paris between September 1, 2000 and July 31, 2001	109
4.1	Trading screen in a transparent regime	126
4.2	Quoted spread over the trading intervals	128
4.3	Absolute pricing error over the trading intervals	132
4.4	Types of orders by player type	137
4.5	Taking rate over a game by player type	137
4.6	Evolution of the average profit by transaction	139
4.7	Order aggressiveness over the trading game	140
4.8	Contribution to depth at best limits	141
4.9	Market quality in both experimental designs	144
4.10	Trading screen in an anonymous regime	152

Liste des tableaux

2.1	Typology of the most important spread decomposition models	51
2.2	Descriptive statistics for BEL20 stocks (October to December 2002) . . .	57
2.3	Estimates from Stoll's (1989) model – using bid quotes	61
2.4	Estimates from Stoll's (1989) model – using ask quotes	62
2.5	Estimates from Huang & Stoll's (1997) 3-way decomposition model . . .	64
2.6	Estimates from George et al.'s (1991) model	67
2.7	Estimates from Glosten & Harris' (1988) model (1)	69
2.8	Estimates from Glosten & Harris' (1988) model (2)	70
2.9	Estimates from Huang & Stoll's (1997) 2-way decomposition model . . .	72
2.10	Estimates from Madhavan et al.'s (1997) model	75
2.11	Estimates from Lin et al.'s (1995) model	76
2.12	Correlation coefficients for the adverse selection estimates	77
2.13	Summary of adverse selection components measured by week	82
2.14	Correlation between adverse selection components and information asymmetry proxies	84
3.1	Descriptive statistics for Euronext Paris around the switch to anonymity	93
3.2	Information asymmetry analysis – Huang & Stoll's (1997) α values	95
3.3	Univariate liquidity analysis on Euronext Paris	97
3.4	Univariate liquidity analysis on Euronext Paris (comparison with the first pre-event period)	99
3.5	Multivariate liquidity analysis on Euronext Paris	102
3.6	Multivariate liquidity analysis on the NYSE	107

3.7	Multivariate liquidity analysis on Euronext Paris – inclusion of NYSE spread	110
3.8	Multivariate liquidity analysis on the NYSE – inclusion of Paris spread .	112
3.9	Spreads on Euronext Paris and on the NYSE – robustness regressions . .	114
3.10	Liquidity on the NYSE around October 25, 1999 and June 30, 2003 . . .	116
4.1	Multivariate analysis of the spread	130
4.2	Spread by transparency regime and extremity	131
4.3	Multivariate analysis of the absolute pricing error	133
4.4	Absolute pricing error by transparency regime and extremity	133
4.5	Traders' profits by transparency and extremity	134
4.6	Buyers' and sellers' profits for extreme security values	135
4.7	Comparison between designs – multivariate analysis	145

Table des matières

Introduction générale	1
1 La transparence dans la littérature	7
1.1 La transparence en finance et en microstructure	7
1.2 La transparence pré-transactionnelle	10
1.2.1 Les études théoriques	10
1.2.2 Les études empiriques	13
1.2.3 Les études expérimentales	15
1.2.4 Le cas des ordres cachés	17
1.3 La transparence post-transactionnelle	19
1.3.1 Les études théoriques	19
1.3.2 Les études empiriques	21
1.3.3 Les études expérimentales	25
1.4 L'anonymat	27
1.4.1 L'anonymat pré-transactionnel	28
L'anonymat des demandeurs de liquidité	28
L'anonymat des fournisseurs de liquidité	34
Les marchés parallèles	38
1.4.2 L'anonymat post-transactionnel	41
1.5 Conclusion	42

2	Spread decomposition on Euronext Brussels	45
2.1	Motivation	45
2.2	Two decades of spread decomposition models	48
2.3	Euronext specific features for spread decomposition	52
2.3.1	Spread components estimation in an order-driven environment . .	52
2.3.2	Euronext Brussels microstructure	53
2.3.3	Data construction and descriptive statistics	55
2.4	The components of the bid-ask spread on Euronext Brussels	58
2.4.1	Stoll's (1989) model	58
2.4.2	Huang & Stoll's (1997) 3-way decomposition model	63
2.4.3	George et al.'s (1991) model	65
2.4.4	Glosten & Harris' (1988) model	66
2.4.5	Huang & Stoll's (1997) 2-way decomposition model	71
2.4.6	Madhavan et al.'s (1997) model	73
2.4.7	Lin et al.'s (1995) model	74
2.4.8	Global comments	77
2.5	Adverse selection components and information asymmetry	78
2.5.1	Our information asymmetry proxies	79
2.5.2	Data and results	81
2.6	Conclusion	85
3	Anonymity on Euronext Paris	87
3.1	Motivation: Why anonymity might NOT influence market quality	87
3.2	An empirical study of anonymity on Euronext Paris	90
3.2.1	The switch to anonymity in Paris	90
3.2.2	Data and methodology	91
3.2.3	Anonymity and information asymmetry	94
3.2.4	Anonymity and liquidity	96
3.3	A parallel analysis on the NYSE	105

3.4	Robustness tests	113
3.4.1	Relationship between the NYSE and Euronext Paris	113
3.4.2	Back to anonymity	115
3.5	Conclusion	117
4	Experimental analysis of anonymity	119
4.1	Motivation	119
4.2	Hypotheses development	121
4.3	The experimental design	123
4.3.1	Organization of a session	123
4.3.2	Organization of a market	124
4.3.3	Subjects and incentives	126
4.3.4	Differences with Perotti & Rindi (2006)	127
4.4	Results	128
4.4.1	Liquidity	128
4.4.2	Informational efficiency	131
4.4.3	Traders' profits	132
4.4.4	Traders' behavior	136
4.5	Increasing the proportion of informed traders	142
4.6	Conclusion	146
4.7	Appendix: Instructions handed to participants	148
	Conclusion générale	155
	Bibliographie	159
	Table des figures	171
	Liste des tableaux	173

Résumé

Le marché dans lequel évoluent les bourses est devenu extrêmement concurrentiel, ce qui se traduit notamment par de nombreux mouvements de rapprochement ou de fusion. Dans ce contexte, les bourses cherchent à tout moment à améliorer la qualité du système de marché qu'elles proposent à leurs clients. La microstructure des marchés est le domaine de la finance qui étudie le lien entre organisation et qualité des marchés, et deux problématiques précises de microstructure sont traitées dans cette thèse. En matière d'asymétrie d'information, nous comparons différents modèles de décomposition de la fourchette de prix appliqués à un marché dirigé par les ordres, et proposons une recommandation quant aux modèles susceptibles de fournir les meilleurs résultats. En matière de transparence des marchés, nous commençons par fournir une revue détaillée de la littérature, avant d'analyser la question de l'anonymat pré-transactionnel selon deux méthodes : une analyse empirique du passage à l'anonymat sur Euronext Paris en avril 2001, et une étude expérimentale. Nos résultats concluent à une absence d'effet de l'anonymat sur l'asymétrie d'information, l'efficacité et la liquidité, ce qui contredit d'autres résultats de la littérature. Notre analyse empirique émet aussi l'hypothèse de l'existence d'un facteur de liquidité globale, dont la prise en compte est sans doute fondamentale dans les études portant sur l'évolution de la liquidité sur les marchés.

Mots-clés : microstructure, transparence, anonymat, asymétrie d'information, fourchette de prix, liquidité, expérimentation, facteur de liquidité globale

Summary

The market for financial markets has become increasingly competitive, and this leads to strategic moves such as mergers or acquisitions. In this context, stock exchanges struggle to offer the best quality system to their customers. The link between the organization of markets and their quality is one of the central themes of the research area called market microstructure. This dissertation focuses on two key aspects of microstructure research. In terms of information asymmetry, we compare the results provided by several spread decomposition models that are applied to order-driven markets, and we make a recommendation on the models that provide the best estimates. On the issue of transparency, we first review the literature and then provide two analyses of the impact of pre-trade anonymity: (i) we empirically study how the switch to anonymity in Paris in April 2001 affected market quality, and (ii) we use the experimental method to assess the consequences of disclosing the ID codes of traders in an electronic order book. Our results point to the absence of an effect due to anonymity, which is at odds with existing results in the literature. Our empirical analysis also highlights the possible existence of a "global liquidity factor", that should ideally be taken into account when studying the evolution of liquidity on financial markets.

Keywords: microstructure, transparency, anonymity, information asymmetry, spread, liquidity, experimentation, global liquidity factor