

Étude de la dynamique de la profondeur du marché : cas de la Bourse de Tunis

Study of the dynamics of market depth: the case of the Tunis Stock Exchange

Rym BARBOUCH, (Enseignant Chercheur)

Docteur en sciences de gestion spécialité Finance

Département Finance-Comptabilité

Institut Supérieur de Gestion de Tunis (ISG), Tunisie

Adresse de correspondance :	Institut Supérieur de Gestion de Tunis. 41 Avenue de la Liberté, Bouchoucha Bardo, Tunis 2000 71 588 514 / 71 588 553
Déclaration de divulgation :	Les auteurs n'ont pas connaissance de quelconque financement qui pourrait affecter l'objectivité de cette étude et ils sont responsables de tout plagiat dans cet article.
Conflit d'intérêts :	Les auteurs ne signalent aucun conflit d'intérêts.
Citer cet article	BARBOUCH, R. (2025). Etude de la dynamique de la profondeur du marché : cas de la Bourse de Tunis. <i>International Journal of Accounting, Finance, Auditing, Management and Economics</i> , 6(1), 618-639. https://doi.org/10.5281/zenodo.14767365
Licence	Cet article est publié en open Access sous licence CC BY-NC-ND

Received: December 18, 2024

Accepted: January 27, 2025

International Journal of Accounting, Finance, Auditing, Management and Economics - IJAFAME

ISSN: 2658-8455

Volume 6, Issue 01 (2025)

Étude de la dynamique de la profondeur du marché : cas de la Bourse de Tunis.

Résumé :

L'objectif de cet article est d'estimer une mesure dynamique de la profondeur du marché, appelée VNET (volume net directionnel), pour une action cotée à la Bourse des Valeurs Mobilières de Tunis (BVMT) en utilisant des données de très hautes fréquences. La VNET mesure la différence entre le volume de transactions initiées par les acheteurs et le volume de transactions initiées par les vendeurs pendant le temps nécessaire pour faire varier le prix d'un certain nombre d'échelons de cotation. Il s'agit d'un concept multidimensionnel qui tient compte des trois facettes de la liquidité : quantité, prix et temps. La VNET permet de mesurer la profondeur pour une durée-prix donnée, que l'on peut étudier tout au long de la journée de négociation afin de comprendre la dynamique à court terme de la liquidité. Pour ce faire, nous modélisons la durée-prix à l'aide d'un modèle de durée conditionnelle autorégressive (ACD) qui permet de tenir compte des spécificités des données de très hautes fréquences irrégulièrement espacées dans le temps, afin d'obtenir une mesure non biaisée et efficace. La nature du modèle ACD permet de prévoir les variations futures de la liquidité d'un titre. En identifiant le moment opportun pour acheter ou vendre, la VNET est un bon outil pour toute stratégie de négociation optimale. Les résultats empiriques que nous avons trouvés indiquent que la mesure VNET de la profondeur du marché dépend des conditions internes d'échange.

Mots clés : Microstructure du marché, Asymétrie d'information, Liquidité, Profondeur du marché, modèle ACD.

Classification JEL : C41, D82, G12

Type de l'article : Recherche empirique

Abstract:

This paper aims to estimate a dynamic measure of market depth, called VNET (directional net volume), for a stock listed on the Tunis Stock Exchange using high-frequency data. VNET measures the difference between the volume of transactions initiated by buyers and sellers during the time required to move the price to a certain number of ticks. It is a multidimensional concept that considers the three facets of liquidity: quantity, price, and time. VNET provides a measure of depth for a given price duration, which can be studied throughout the trading day to understand the short-term dynamics of liquidity. To do this, we model the price duration using an Autoregressive Conditional Duration (ACD) model, which allows us to consider the specificities of very high-frequency data irregularly spaced over time, to obtain an unbiased and efficient measure. The nature of the ACD model makes it possible to predict future variations in the liquidity of a security. By identifying the right time to buy or sell, VNET is a good tool for any optimal trading strategy. The empirical results indicate that the market depth depends on internal trading conditions.

Keywords: Market microstructure, Asymmetric information, Liquidity, Market depth, ACD model.

JEL Classification: C41, D82, G12

Paper type: Empirical research

1. Introduction :

Au cours des dernières années, nous avons assisté à une augmentation assez importante non seulement des transactions, mais aussi de la volatilité des prix sur les marchés de capitaux en Tunisie. Cette augmentation du nombre et du volume de transactions est une conséquence de la dynamisation de l'économie et de la modernisation de l'infrastructure technologique de la BVMT qui devient un terrain favorable aux études de microstructure. Cela crée des opportunités d'investissement dans le pays, plus particulièrement sur le marché boursier, attirant des investisseurs qui utilisent des modèles quantitatifs sophistiqués et à très hautes fréquences pour opérer. La liquidité des actifs est un élément prépondérant des stratégies d'investissement. Une grande part de l'intérêt pour l'étude de la liquidité provient des difficultés d'absorption par le marché rencontrées par les investisseurs qui souhaitent se dessaisir ou acquérir une quantité significative d'actions de faible capitalisation boursière. De telles négociations induisent parfois des baisses ou des hausses de cours excessives. Ainsi, les gestionnaires de fonds privilégient les actions les plus liquides, ce qui leur permet de réduire leurs coûts de transactions (coût d'instantanéité, coût de fragmentation des ordres...), de dynamiser leur portefeuille (les engagements et désengagements peuvent s'effectuer rapidement) et d'éviter que la performance du fonds ne soit troublée par l'absence d'une contrepartie suffisante sur le marché. La liquidité figure parmi les qualités essentielles que doivent garantir les bourses de valeurs. Celle-ci, bien qu'elle constitue un axe de recherche important dans la littérature traitant de la microstructure des marchés financiers, est une notion qui demeure encore difficile à définir. Un consensus semble toutefois s'établir pour affirmer que la liquidité d'un titre exprime la facilité pour un investisseur à trouver rapidement une contrepartie pour un ordre de grande taille quel que soit le sens de la transaction sans provoquer de variation importante du cours Hamon (1997). Dans le présent article, nous estimons un indicateur spécifique de la profondeur du marché, la VNET, qui mesure la différence entre le volume échangé par les acheteurs et le volume échangé par les vendeurs au cours d'une durée-prix. Engle et Lange (2001) affirment que la VNET est une mesure quantitative de la liquidité, représentant la profondeur du carnet d'ordres correspondant à la détérioration du prix d'un titre spécifique. En d'autres termes, il s'agit d'une mesure de l'impact d'une transaction sur les prix, tout comme la mesure de liquidité d'Amihud (2002). L'avantage de la VNET est qu'elle est basée sur un modèle prédictif à très hautes fréquences et qu'elle est donc capable de prévoir les mouvements de la courbe des prix en temps réel Barros et Fernandes (2014). Il s'agit donc d'une mesure de la profondeur pour une détérioration de prix spécifique que l'on peut calculer tout au long d'une journée donnée pour saisir la dynamique à court terme de la liquidité. Nous utilisons le modèle de durée conditionnelle autorégressif (ACD) proposé par Engle et Russell (1998) pour prévoir le temps nécessaire pour que le prix d'une action dépasse une barrière pré-déterminée (la durée-prix). Cela nous permet de mesurer le niveau d'urgence dans l'exécution de certains volumes. Lorsque des volumes déséquilibrés sont échangés dans un laps de temps beaucoup plus court que celui prévu par le modèle ACD, la profondeur est fortement réduite, ce qui génère une valeur estimée d'impatience, qui peut être interpréter comme la présence d'agents informés. Motivé par la littérature sur la microstructure des marchés, nous proposons dans cet article l'estimation d'un modèle de prévision de la profondeur du marché pour une action cotée à la BVMT. Nous formulons ainsi notre question de recherche comme suit : Quels sont les déterminants de la variation intra journalière de la liquidité sur la Bourse des Valeurs Mobilières de Tunis à l'échelle du marché ?

Nous utilisons la modélisation ACD pour étudier la dynamique de court terme de la liquidité à travers la mesure VNET en essayant d'expliquer son comportement par des variables de microstructure relatives à la théorie d'asymétrie d'information qui préconise que la durée entre les événements de marché a un contenu informationnel afin de valider nos hypothèses de recherche. Les résultats de notre analyse montrent que la profondeur du marché varie en

fonction des conditions internes du marché. En effet, l'état du carnet d'ordre, l'intensité de l'activité des échanges, le volume des positions, la patience des investisseurs à échanger jouent un rôle important dans la prévision de la liquidité intra-journalière du marché des actions en Tunisie. La mesure de la profondeur est très utile pour les investisseurs, les traders et les régulateurs. Elle contribue à l'optimisation des stratégies d'investissement. En effet, une profondeur élevée indique un marché capable de traiter des transactions importantes sans impact majeur sur le prix, offrant ainsi des conditions favorables pour l'entrée et la sortie d'investissements. La mesure et le suivi de la profondeur du marché sont un bon outil de gestion des risques. Les marchés profonds sont moins susceptibles d'être affectés par des événements exogènes ou des ordres de grande taille, réduisant les risques de volatilité extrême. La mesure de la profondeur permet également d'optimiser les stratégies de trading et de réduire l'impact sur le marché. Dans le contexte d'optimisation, des stratégies de trading, les traders quantitatifs et les algorithmes de trading haute fréquence s'appuient sur les données de profondeur pour ajuster les ordres de manière optimale. De même, les traders identifient les déséquilibres dans les carnets d'ordres pour profiter des écarts temporaires de prix réalisant ainsi des opportunités d'arbitrage. Dans le cadre de la réduction de l'impact sur le marché, en connaissant la profondeur, les traders ajustent la taille et le timing de leurs ordres pour limiter leur impact sur les prix (placement stratégique des ordres). Une meilleure compréhension de la profondeur garantit une exécution plus efficace des ordres, réduisant les coûts liés à la volatilité. De même elle est utile pour les régulateurs dans l'évaluation de la santé du marché et dans le développement des politiques du marché. En surveillant la profondeur, les régulateurs peuvent évaluer la capacité du marché à fonctionner efficacement même pendant des périodes de forte volatilité. Elle constitue également un outil de gestion des risques systémiques, une faible profondeur peut alerter les régulateurs sur des risques de contagion financière. Dans l'objectif de développer les politiques du marché, les régulateurs utilisent les données sur la profondeur pour ajuster les règles concernant les carnets d'ordres, les tailles minimales et les mécanismes de trading pour la conception d'une meilleure infrastructure. En identifiant les marchés ou les actifs peu profonds, les régulateurs peuvent adopter des politiques pour attirer davantage de participants et renforcer la liquidité.

Le reste de cet article est structuré comme suit : la section 2 expose les spécificités organisationnelles et les conditions de fonctionnement du marché boursier Tunisien. La section 3 présente une revue de la littérature. La section 4 expose la méthodologie de recherche. Les résultats sont présentés et discutés dans la cinquième section et la dernière section conclut l'article.

2. Le marché boursier Tunisien :

La Bourse des Valeurs Mobilières de Tunis est un marché dirigé par les ordres. La structure de la cotation électronique est basée sur un carnet d'ordres qui enregistre tous les ordres d'achat et de vente créant ainsi un mécanisme transparent de formation des prix. La journée de négociation commence par une phase de préouverture 30 minutes avant l'ouverture officielle. Pendant cette phase, il y a accumulation des ordres dans le système de cotation sans donner lieu à des transactions afin de calculer le cours théorique d'ouverture. La cotation est continue pour le groupe 11 (qui contient les actions les plus liquides) de 09h00 à 14h00 (ou de 09h00 à 12h00 pendant l'été et le mois de ramadan). La dernière phase est celle de négociation au dernier cours coté qui est composée d'une phase de préclôture qui dure 5 minutes après la phase de négociation suivie d'une phase de fixing de clôture de 14h05 à 14h15 (ou de 12h05 à 12h15 pendant l'été et le mois de ramadan) où la négociation se fait au dernier cours coté. Lorsqu'une valeur dépasse les seuils autorisés pendant la phase de préouverture ou pendant la séance de cotation en continu, elle sera réservée à la hausse ou à la baisse. À l'ouverture du marché, le seuil haut et le seuil bas sont établis en appliquant un pourcentage de variation au cours de

référence. Le seuil lors du fixing est de 4%, il passe à 2% en continu et le maximum par séance est de 6% (groupe 11). La durée de réservation est de 10 minutes durant la séance. Pendant la phase de négociation au dernier cours coté, la durée de réservation est de 5 minutes puis 3 minutes puis 2 minutes. L'environnement de négociation électronique de la BVMT est régi par un algorithme de priorisation basé sur le prix et le temps et permet de passer des ordres à cours limité, des ordres au marché limité, des ordres au marché et des ordres stop. Un ordre à cours limité est envoyé avec une limite de prix pour l'exécution. C'est un ordre par lequel l'acheteur fixe le prix maximum qu'il est prêt à payer et le vendeur le prix minimum auquel il accepte de vendre ses titres. Pendant la séance de cotation en continu, l'exécution d'un ordre à cours limité peut être partielle ou totale selon la position de l'ordre dans la feuille de marché en respectant la priorité de cours et la priorité temps. L'ordre au marché limité est envoyé dans le système de cotation sans mention de prix. Son introduction pendant la phase de préouverture engendre son attribution à une limite égale au cours théorique d'ouverture. Pendant cette phase, ces ordres sont prioritaires par rapport aux ordres limités. En phase de négociation en continu, les ordres au marché limité partiellement ou non exécutés se transforment en ordres limités au cours d'ouverture. Il est exécuté dès son introduction en phase continue à la meilleure limite des ordres de sens contraire. L'ordre au marché n'a pas de limite de prix. Pendant la phase de préouverture, l'ordre au marché a la même priorité que l'ordre au marché limité. Pendant l'ouverture, cet ordre s'exécute au prix déterminé par le système de cotation avec la quantité maximale disponible. L'ordre stop est de deux catégories : l'ordre à seuil de déclenchement et l'ordre à plage de déclenchement. Ces ordres comportent un déclencheur, s'il est atteint, active l'ordre à un prix prédéterminé. L'ordre stop ne participe pas à la formation du cours théorique d'ouverture. Pendant la séance de négociation en continu, l'ordre stop à seuil de déclenchement lorsqu'il se déclenche il produit un ordre au marché dans le carnet d'ordres. L'ordre stop à plage de déclenchement produit un ordre limité dans le carnet d'ordres dans le cas où il est déclenché. En ce qui concerne la durée de validité de l'ordre, ce dernier peut être divisé en : ordre journalier valable uniquement pour une journée de négociation, ordre valide à date déterminée au maximum 365 jours, ordre valide à révocation c'est-à-dire il reste valable jusqu'à son exécution ou annulation par l'intervenant ou suppression par le système s'il dépasse les 365 jours et enfin l'ordre valide pour le fixing de clôture VFC qui reste caché pendant la séance et visible uniquement au début de la phase de préclôture. La BVMT dispose d'un mécanisme de coupe-circuit à deux niveaux. L'objectif est d'atténuer les mouvements brusques et de rééquilibrer les ordres d'achat et de vente en cas de volatilité extrême. Lorsque l'indice de référence dépasse un palier de 3% à la baisse, la bourse active le mécanisme de coupe-circuit pour la suspension de la cotation pendant une heure. Lorsque l'indice de référence dépasse la barre de 5% à la baisse, la séance de cotation est suspendue pour le reste de la journée (pour plus de détails voir <http://bvmt.com.tn>). Il convient de souligner que l'action SOTRAPIL qui fait l'objet de notre étude empirique, fait partie du groupe 11 dont le mode de cotation est continu.

3. Revue de littérature et développement des hypothèses :

3.1. Contexte

Dans leur forme classique, les modèles d'évaluation des actifs financiers, tels que le CAPM (Capital Asset Pricing Model) ou le modèle de Black et Scholes, supposent que la formation des prix s'effectue dans un environnement sans friction et que le comportement des opérateurs, les règles d'échange et le flux d'information n'influencent que très partiellement ce mécanisme. Avec le développement des technologies de transfert, de collecte et d'exploitation de l'information, nous avons pris conscience du rôle fondamental que joue le mode de fonctionnement ainsi que les caractéristiques de cotation dans le processus de formation des prix. Dans ce contexte, l'intégration de ces différentes variables de microstructure est

primordiale pour une meilleure allocation des ressources au sein des marchés financiers. La liquidité se trouve donc au centre de cette nouvelle conception du mécanisme de détermination des prix. Il existe plusieurs définitions de la liquidité, la plus répandue stipule que la liquidité mesure la rapidité et la facilité avec lesquelles nous pouvons acheter ou vendre un actif à un certain prix. La mesure de la liquidité a fait l'objet d'une littérature très riche dans le cadre de la microstructure des marchés. Le défi est de proposer une mesure qui tient compte du caractère multidimensionnel de celle-ci. Harris (1990) a complété les trois dimensions initialement proposées par Kyle (1985), à savoir l'étroitesse, la résilience et la profondeur en introduisant l'immédiateté. L'étroitesse reflète le coût d'une transaction immédiate. La résilience fait référence à la vitesse d'ajustement des prix provoqué par une transaction. La profondeur, quant à elle, désigne le volume disponible sur le carnet d'ordres pour la transaction affichée. La dimension temporelle est associée à la possibilité de négocier immédiatement une quantité souhaitée à un prix de transaction minimum. Ces quatre dimensions sont interdépendantes : le temps est lié à l'étroitesse et à l'immédiateté. Le prix est lié au coût et à la résilience. La quantité négociée est associée à la profondeur et à la résilience. Cette interdépendance complique la mesure de la liquidité et est à l'origine d'une large panoplie de mesures proposées dans la littérature. Au niveau intra journalier, la fourchette de prix est la mesure la plus utilisée. Elle correspond à la différence entre le cours vendeur le plus faible et le cours acheteur le plus élevé. Bien que la fourchette soit la mesure de liquidité la plus répandue, elle présente quelques inconvénients. Anand et Martell (2001) affirment qu'il ne s'agit pas d'une mesure appropriée pour les transactions réalisées au-delà des meilleures cotations. En outre, elle ne tient pas compte de la réaction du teneur de marché aux nouvelles informations. Des mesures dérivées de la fourchette ont été mises au point telles que la fourchette proportionnelle, la fourchette relative et la fourchette effective. Dans le même contexte, la dimension temporelle de la liquidité fait référence à la vitesse à laquelle les transactions peuvent être conclues. Ainsi, un marché est dit liquide lorsqu'il offre aux opérateurs des possibilités d'échange immédiates. Pour les marchés d'ordres limités, plus le temps d'attente sur le carnet d'ordres est court, plus le marché est liquide, Dufour et Engle (2000). Selon les travaux de Handa et Schwartz (1996), les négociateurs d'ordres limités sont exposés à deux types de risque : le risque de non-exécution qui correspond à un temps d'attente long sur le carnet d'ordres et le risque de sélection adverse qui consiste à être évincé par les initiés. Étant donné que la quantité échangée signale la présence d'informations sur le marché, le volume et la volatilité peuvent être corrélés avec les informations. D'après les travaux de recherche dans le contexte d'asymétrie d'information Easley et O'Hara (1987), French et Roll (1985) et Kavajeckz (1999) les transactions importantes sont associées à des mouvements de prix significatifs. Nous pouvons conclure que l'étroitesse et la profondeur sont étroitement liées. De ce fait, Kyle (1985) a proposé une mesure plus complète de la liquidité. Le lambda de Kyle est une mesure de la profondeur et de l'impact prix, c'est le coût de la demande d'un certain montant de liquidité sur une période de temps donnée. Il se définit comme étant la variation de prix causée par une augmentation d'une unité du volume échangé. Une valeur élevée de lambda indique un marché moins liquide où un volume d'ordres a un impact significatif sur les prix. La limite de cette mesure est qu'elle ne tient pas compte de la variation du prix par rapport au cours moyen du titre considéré. Gress (1997) propose une nouvelle version du lambda de Kyle appelée le coefficient de sensibilité qui tient compte des trois dimensions : volume, temps et prix. Kempf et Korn (1999) ont remis en question la relation linéaire entre les variations de prix et le volume négocié. Une autre mesure de l'impact prix est développée par Amihud (2002). Il propose le ratio quotidien du rendement en valeur absolue du titre à son volume en dollars comme mesure de l'impact prix par les flux d'ordres. L'indicateur d'illiquidité d'Amihud est une mesure quotidienne de la sensibilité des prix aux volumes échangés, plus elle est élevée plus le marché est illique où de petits volumes provoquent de grandes variations de prix. Florakis et al (2011)

proposent le ratio rendement sur chiffre d'affaires afin d'isoler l'effet taille et d'envisager la fréquence des transactions dans la nouvelle mesure. Plus ce ratio est élevé, plus le titre est liquide. Chordia et al (2001) mesurent la liquidité en termes du volume de transactions en dollars et détectent une corrélation négative entre le volume et les rendements. Olbrys et Ostrowski (2021) introduisent une nouvelle méthodologie de mesure de la profondeur du marché basée sur l'entropie de Shannon en théorie de l'information pour des données de hautes fréquences. L'entropie est une fonction mathématique qui a été définie par Shannon comme une mesure de l'information, du choix et de l'incertitude. L'indicateur de la profondeur du marché basé sur l'entropie repose sur un algorithme qui détermine l'initiateur de la transaction. Les résultats empiriques pour des données de hautes fréquences de la bourse de Varsovie confirment que ce nouveau proxy permet de comparer la liquidité et la profondeur du marché pour différentes actions d'une manière efficace. Khang et al (2021) développent des modèles basés sur l'apprentissage automatique pour la prévision de la liquidité. L'étude est effectuée sur le marché boursier Vietnamien caractérisé par son étroitesse. L'échantillon sélectionné comprend 378 entreprises sur une période qui s'étale de janvier 2011 à décembre 2019. La liquidité est représentée par sept mesures à savoir la fourchette cotée, la fourchette relative, la fourchette effective, le volume de transaction, la valeur de la transaction, le ratio turnover et la mesure d'Amihud pendant la journée de négociation. L'étude est basée sur trois méthodes d'apprentissage automatique souvent utilisées pour la prévision des séries temporelles financières : deux modèles de réseaux de neurones basés sur le perceptron multicouche et Long Short Term Memory (LSTM) et un modèle de régression linéaire. L'objectif de l'étude empirique est la prévision de la mesure d'Amihud sur la base des valeurs historiques des mesures d'Amihud, de la fourchette, de la fourchette relative, du volume et du ratio turnover. Les résultats démontrent un grand pouvoir prédictif du modèle LSTM dans la prévision de la liquidité. La limite de cette approche réside dans la réalisation de la prévision sur un horizon journalier. Une mesure de la liquidité qui se base sur les dimensions prix, quantité et temps est proposée par Engle et Lange (2001). Ils ont défini la profondeur comme étant le volume échangé pendant une certaine durée-prix. En effet, le développement des systèmes électroniques a favorisé la croissance des marchés financiers. Ce développement a incité les marchés boursiers à diffuser des données horodatées enregistrées à la date de leur occurrence à des dates irrégulièrement espacées dans le temps et a motivé les chercheurs dans le domaine de la finance et particulièrement la microstructure des marchés à étudier la durée qui sépare deux événements (événement prix ou volume ou transaction) du fait du contenu informationnel qu'elle comporte qui dépend étroitement du processus de formation de prix et de la liquidité du marché. Comme le suggèrent plusieurs travaux de recherche, Easley et O'Hara (1992), Diamond et Verrecchia (1987), Easley, Kiefer et O'Hara (1996) et Hasbrouck (1991) le temps entre les transactions peut révéler des informations précieuses et doit être modélisé. De même, les travaux sur la microstructure des marchés tels que Glosten et Milgrom (1985), Goodhart et O'Hara (1997), O'Hara (1995) et Madhaven (2000) montrent que les durées de transaction, des arrivées d'ordre et des variations de prix jouent un rôle important dans la compréhension du processus de l'information privée et publique dans le marché. Engle et Russell (1998) sont les premiers à adapter les modèles de durée autorégressive pour l'analyse des durées financières. Par la suite, Engle et Lange (2001) ont utilisé cette modélisation ACD pour étudier le comportement intra journalier de la liquidité d'un marché à travers la mesure VNET en essayant d'expliquer sa dynamique par des variables de microstructure. La VNET est construite à partir de l'excès de volume des demandes ou des offres durant un événement de marché défini par un mouvement prix. En utilisant des données de hautes fréquences relatives aux 17 actions les plus échangées sur le NYSE sur une période de trois mois, du 1 novembre 1990 au 31 janvier 1991, les auteurs démontrent que la profondeur du marché varie positivement mais moins que proportionnellement avec le volume de la période précédente et varie négativement avec le

nombre de transactions. Ceci suggère que pendant la séance des volumes larges sont associés à la présence d'initiés et par conséquent la liquidité du marché est réduite. Le timing de l'événement joue un rôle crucial dans l'analyse. Une forte volatilité anticipée réduit la liquidité anticipée. La profondeur du marché est réduite lorsque la durée-prix non anticipée est plus courte fournissant une estimation à la patience des investisseurs. La contribution de Engle et Lange (2001) consiste à établir une relation entre la profondeur mesurée par la VNET et les variables liées à la négociation. L'étude de la relation entre la VNET et la fourchette nous permet de mesurer l'impact prix d'une transaction ce qui reflète la dimension résilience et prix. Dans le même ordre d'idée, l'étude de la corrélation entre la VNET et la longueur de la durée-prix représente la dimension immédiateté et la résilience. La liaison entre la VNET et le volume de transaction est une mesure de la dimension quantité. Ceci nous permet de conclure que l'étude de la VNET en fonction des variables liées à la négociation revêt un caractère multidimensionnel.

La plupart des études qui traitent de la dynamique de la profondeur du marché dans le cadre de la microstructure s'intéressent essentiellement aux marchés matures. Les marchés émergents sont souvent sous-représentés dans les recherches académiques. Barros et Fernandes (2014) ont mené une étude dont l'objectif est d'estimer la VNET sur le marché des actions au Brésil. La période d'étude est relative au troisième trimestre de l'année 2010. L'échantillon comporte les 14 actions les plus échangées pendant la période d'étude. Les auteurs estiment la profondeur du marché en fonction des variables explicatives relatives aux conditions internes d'échange à savoir la fourchette, le volume, le nombre de transactions, l'espérance conditionnelle de la durée-prix et l'erreur de prévision. Ils trouvent que les estimations du coefficient de la fourchette sont négatives pour 11 des 14 actions. Cela indique que les actions plus liquides ont des écarts plus faibles entre les cours acheteur et vendeur et donc une plus grande profondeur du marché. Cependant, ils ne trouvent que 4 actions avec un coefficient de la fourchette significativement négatif à un niveau de confiance de 5%. Les estimations du coefficient du volume de transaction sont significativement positives au niveau de confiance de 5% pour 12 des 14 actions. Ces coefficients sont inférieurs à l'unité, ce qui indique que la VNET réagit de manière moins que proportionnelle aux changements de volume. Cette réponse pourrait refléter l'augmentation du risque de négocier avec un agent informé en raison d'un volume plus élevé. Quant aux estimations des coefficients du nombre de transactions, elles sont significativement négatives pour 10 des 14 actions, ce qui corrobore l'idée que la profondeur du marché diminue avec la fréquence des transactions. Les estimations des coefficients associés à l'espérance conditionnelle de la durée-prix sont significativement positives pour 10 des 14 actions. En effet, cet effet positif de l'espérance conditionnelle de la durée-prix sur la VNET est attendu parce que la volatilité est associée à l'arrivée de nouvelles et à la présence d'agents informés. Enfin, les estimations du coefficient de l'erreur de prévision sont significativement positives pour toutes les actions. Ce résultat indique qu'en présence d'asymétrie d'information l'impatience des investisseurs augmente. Chueh et al (2010) étudient la profondeur mesurée par la VNET en utilisant des données de transactions de haute fréquence sur le marché à terme des indices boursiers de Taiwan sur une période qui s'étale du 1 janvier 2001 au 31 décembre 2002. Leurs résultats montrent que la fourchette, le nombre de transactions, le volume de transactions et la longueur de la durée-prix sont des variables explicatives dans la prévision de la profondeur. Selon les auteurs, la fourchette et le nombre de transactions ont un impact négatif sur la profondeur alors que le volume de transaction, l'espérance conditionnelle de la durée-prix et l'erreur de prévision sont positivement reliés à la profondeur du marché. Leurs résultats sont en conformité avec ceux de Engle et Lange (2001) ainsi que Barros et Fernandes (2014).

3.2. Développement des hypothèses

Dans cet article nous proposons d'étudier la dynamique de la profondeur du marché mesurée par la VNET dans un horizon intra-journalier. Les hypothèses à valider empiriquement dans le contexte du marché des actions en Tunisie sont les suivantes :

H₁ : Il existe une relation négative entre la profondeur et la fourchette.

Selon Lee et al (1993), les actions avec des fourchettes larges sont associées à des profondeurs faibles et les fourchettes étroites sont associées à des profondeurs larges. Ahn et Cheung (1999) examinent le comportement temporel de la fourchette et la profondeur des actions cotées à la bourse de Hong Kong. Les auteurs confirment la relation négative entre la fourchette et la profondeur et constatent que cette relation est plus prononcée à l'ouverture et à la clôture du marché et reste significative même après avoir contrôlé les effets intra journaliers. Cette association négative implique que les traders à ordres limités gèrent activement en même temps les dimensions prix et quantité de la liquidité en ajustant la fourchette et la profondeur. Les modèles de microstructure relatifs à la théorie d'asymétrie d'information tels que Copeland et Galai (1983), Glosten et Milgrom (1985), Easley et O'Hara (1987), Foster et Viswanathan (1990) prévoient qu'une grande asymétrie d'information entre les agents informés et les fournisseurs de liquidité non informés entraîne des fourchettes larges et des profondeurs faibles du fait que les investisseurs non informés tentent de minimiser leurs pertes en négociant avec des investisseurs informés. Selon Glosten (1994), les traders non informés qui agissent en tant que fournisseurs de liquidité choisissent plutôt les ordres limités que les ordres de marché. En effet, ces agents ont un désavantage informationnel par rapport aux agents informés, le problème de sélection adverse s'accentue autour de l'ouverture et la clôture du marché due à la concentration des transactions informées pendant ces périodes. Vo (2007) utilise la profondeur et la fourchette relatives à la meilleure limite et trouve une relation intra journalière inverse entre la fourchette et la profondeur de premier niveau. Aidov et Lobanova (2021) utilisent les cinq meilleures limites du carnet d'ordres pour examiner le comportement intra journalier de la profondeur et la fourchette sur le marché à terme. Leurs résultats confirment la relation négative entre la profondeur et la fourchette.

H₂ : Il existe une relation négative entre la profondeur et le nombre de transactions.

Admati et Pfleiderer (1988) montrent que pour les transactions intra journalières, les périodes de volume large sont associées à des coûts de transaction faibles et des prix plus informatifs. Selon les auteurs les liquidity traders discrétionnaires ont la liberté de choisir à quel moment de la journée ils négocient, à l'équilibre tous les liquidity traders discrétionnaires choisissent de négocier au même moment de la journée. Du fait que ce regroupement de transactions attire les initiés, les auteurs montrent que cette stratégie minimise les coûts de transactions des liquidity traders discrétionnaires. Selon Engle et Lange (1997), l'évidence empirique ne confirme pas cette approche. Foster et Viswanathan (1993) suggèrent qu'un afflux des transactions informées est à l'origine des périodes temporaires d'une intensité de marché qui dépasse la moyenne. Les auteurs montrent que leurs résultats sont en contradiction avec ceux de Admati et Pfleiderer (1988). Les résultats de leurs tests montrent que pour les actions qui présentent une forte intensité de transaction, le volume de transaction est faible et les coûts de sélection adverse sont élevés le lundi. Des coûts de sélection adverse élevés pendant la journée sont associés à des volumes de transactions élevés en présence d'une forte volatilité des rendements. Ahn et al (2001) étudient le rôle des ordres limités dans la provision de liquidité dans la bourse de Hong Kong. Leurs résultats démontrent que la profondeur du marché augmente suite à une augmentation transitoire de la volatilité. Ils trouvent que la profondeur est négativement et significativement reliée au nombre de transactions.

H₃ : Il existe une relation négative entre la profondeur et le volume de transaction.

Selon Easley et O'Hara (1987) et Hasbrouk (1988), il existe une corrélation positive entre la taille de la transaction et l'impact prix, avec l'implication que les agents informés négocient plus lentement dans le but de profiter de leurs avantages informationnels. Mc Inish et Wood

(1992) révèlent une association entre la taille de la transaction et la fourchette. Si les agents informés ont tendance à négocier de grandes quantités dans le but de maximiser leurs profits en fonction de leurs informations détenues, la fourchette va s'élargir lorsque les ordres de larges volumes entrent sur le marché et par conséquent la profondeur du marché devient plus faible. Selon les travaux de Barclay et Warner (1993), Chakravarty (2001), Choi et al (2019), Easley et O'Hara (1987) et Kyle (1985), les traders fractionnent un ordre de large volume en plusieurs ordres de faible volume pour minimiser la révélation d'information et éviter un impact prix négatif contre leurs ordres de larges volumes. Chordia et al (2011) supposent que les institutions recourent au fractionnement des ordres en réponse à la diminution de la profondeur du marché aux cotations en vigueur. Pham et al (2020) étudient la stratégie de fractionnement des ordres et son impact prix immédiat d'une transaction de large volume qui regroupe des séries consécutives de transactions de petite taille. Ils trouvent que l'impact prix observé de ces petites transactions fractionnées est plus faible que celui associé à une transaction unique de large taille. Ce résultat confirme l'efficacité des stratégies de fractionnement des ordres qui peuvent être employées par les agents informés pour cacher leur information et réduire leurs coûts liés à l'impact prix.

H4 : Il existe une relation positive entre la profondeur et l'espérance de la durée-prix.

Les modèles de microstructure se basent sur des intervalles de temps réguliers pour les transactions. Easley et O'Hara (1992) incorporent la dimension temporelle en permettant aux traders l'option de ne pas négocier. De ce fait, un intervalle de temps long entre les transactions indique que les participants du marché ne concluent pas de transactions. Puisque l'activité des liquidity traders doit être un processus équitable d'ajustement du portefeuille, n'importe quels participants du marché non actifs sont susceptibles d'être des agents informés ne disposant pas d'un nouvel avantage informationnel. Ceci confirme l'idée qu'une forte intensité des transactions est reliée à une forte asymétrie d'information et une faible liquidité. Selon Engle et Lange (2001), des durées prix courtes signalent l'existante d'initiés avec un niveau élevé d'activité de négociation associées à une forte volatilité et par conséquent une profondeur du marché plus étroite.

H5 : Il existe une relation positive entre la profondeur et l'erreur de prévision.

Selon Engle et Lange (2001) l'erreur de prévision représente la durée-prix inattendue. Une erreur de prévision positive implique une durée observée supérieure à celle calculée par le modèle ACD. On peut conclure que le marché est moins volatil que prévu d'où la profondeur du marché est plus large. Au contraire, une durée observée plus courte que celle prévue par la modélisation ACD signifie que la volatilité est plus élevée suite à l'arrivée d'une information sur le marché d'où un ajustement plus rapide des cours et une profondeur plus étroite. Ceci indique que l'impatience augmente en présence d'opérateurs informés.

4. Méthodologie de recherche

4.1. Modèle de recherche

L'objectif de notre étude est la mesure de la liquidité à l'aide de la VNET définie comme la différence entre le volume de transactions initiées par les acheteurs et le volume de transactions initiées par les vendeurs sur une durée-prix :

$$VNET = \text{Log}[\sum_i (d_i * vol_i)] \quad (1)$$

d_i est une variable indicatrice du sens de la transaction i.

$d_i = +1$ pour les échanges initiés par les acheteurs.

$d_i = -1$ pour les échanges initiés par les vendeurs.

vol_i est le volume échangé lors de la transaction i pendant une durée-prix donnée.

Afin d'étudier la dynamique de la liquidité mesurée par la VNET, Engle et Lange (2001) ont mis en œuvre des régressions linéaires dont les variables explicatives sont les suivantes :

La fourchette lors de la durée-prix précédente notée SPREAD. C'est la différence entre le meilleur cours vendeur et le meilleur cours acheteur calculée en pourcentage du prix moyen. Elle représente la distance entre les courbes d'offre et de demande. C'est le coût d'une transaction immédiate. Le volume de transaction lors de la durée-prix précédente noté VOLUME. C'est le nombre de titre échangé au cours d'une durée-prix. Selon la théorie d'asymétrie d'information, les agents informés interviennent à travers des transactions à volume élevé pour profiter de leur avantage informationnel avant que le cours ne s'ajuste. Le nombre de transaction lors de la durée-prix précédente noté NUMBER. Cette variable vient compléter la précédente pour caractériser la présence d'une asymétrie d'information. L'espérance conditionnelle de la durée notée EPTIME. C'est la durée entre les événements prix qui représente la vitesse du marché. Cette variable est obtenue suite à l'estimation des modèles ACD. L'erreur de prévision notée EPTIME-ERR. Elle représente la durée standardisée obtenue dans le cadre de la modélisation ACD. L'équation de régression est la suivante :

$$VNET_t = \beta_0 + \beta_1 SPREAD_{t-1} + \beta_2 VOLUME_{t-1} + \beta_3 NUMBER_{t-1} + \beta_4 EPTIME_t + \beta_5 PTIME\ ERR_t \quad (2)$$

L'équation de la VNET est considérée comme un modèle permettant de prévoir la profondeur du marché sur une durée-prix. Les variables explicatives de la liquidité testent différentes hypothèses de microstructure du marché. Les modèles d'asymétrie d'information, tels que Easley et O'Hara (1992), suggèrent que le volume véhicule l'arrivée de l'information et qu'il est lié négativement à la profondeur du marché. Le nombre de transactions par durée réduit la profondeur du marché. Selon Engle et Lange (2001), cela confirme l'idée que la profondeur du marché est généralement la conséquence de l'inondation du marché par des opérateurs informés après une nouvelle semi-privée. Pour estimer cette équation, nous devons estimer l'espérance conditionnelle de la durée-prix et l'erreur de prévision à l'aide d'un modèle de durée conditionnelle autorégressive approprié. Le modèle ACD standard proposé par Engle et Russell (1998) suppose une paramétrisation linéaire de l'équation (4) dans laquelle la durée attendue dépend de la durée passée et de la durée attendue passée. Le modèle ACD (1,1) spécifie la durée observée comme un processus mixte :

$$x_i = \Psi_i * \varepsilon_i \quad (3)$$

Où ε_i est un terme d'erreur identiquement et indépendamment distribué (i.i.d).

Une deuxième équation spécifie un modèle autorégressif pour les durées espérées :

$$\Psi_i = w + \alpha x_{i-1} + \beta \Psi_{i-1} \quad (4)$$

Avec les contraintes suivantes sur les coefficients : $w > 0$, $\alpha \geq 0$, $\beta \geq 0$ et $\alpha + \beta < 1$. La dernière contrainte assure l'existence de la moyenne inconditionnelle de la durée. Un modèle paramétrique est obtenu quand la distribution de ε_i est spécifiée jusqu'à un nombre fini de paramètres. Les auteurs proposent la distribution Exponentielle et comme extension la distribution Weibull avec un paramètre de forme égale à γ et un paramètre d'échelle égale à 1. La spécification Exponentielle fournit une fonction de quasi-vraisemblance pour les modèles paramétriques tel que : si Ψ_i est correctement spécifiée l'estimateur du quasi-maximum de vraisemblance (w, α, β) est cohérent et asymptotiquement normal. La distribution Weibull est plus flexible, elle se réduit à la distribution Exponentielle pour γ égale à 1 et permet une fonction de hasard non plate. Cependant, la fonction de hasard de la distribution Weibull est nécessairement monotone : croissante si $\gamma > 1$ et décroissante si $\gamma < 1$. Selon les travaux de Grammig et Maurer (2000), la fonction de hasard de plusieurs types de durées financières peut être croissante pour des durées courtes et décroissante pour des durées longues. Afin de tenir compte de cette caractéristique, les auteurs proposent l'utilisation de la distribution Burr qui peut avoir une fonction de hasard en forme de bosse et se réduit à la distribution Weibull comme cas particulier. La distribution Burr a deux paramètres de forme de sorte qu'il n'y a pas de

correspondance individuelle entre les propriétés de la sur-dispersion (sous-dispersion) et la fonction de hasard décroissante (respectivement croissante) contrairement au cas de la distribution Weibull. Une autre distribution qui possède également deux paramètres de forme et qui élimine cette correspondance individuelle est la distribution Generalized Gamma (GG). Elle a été proposée par Lunde (1999) pour formuler le modèle ACD. Les distributions Burr et GG se réduisent aux distributions Exponentielle et Weibull comme cas particuliers Bauwens et al (2000). Lorsque des variables explicatives supplémentaires sont ajoutées linéairement au côté droit de l'équation (4) et ont des coefficients négatifs, la valeur de Ψ_i peut devenir négative, ce qui n'est pas acceptable. Bauwens et Giot (2000) ont proposé une version logarithmique du modèle ACD pour contourner les contraintes de non-négativité des coefficients imposées par le modèle ACD standard et faciliter le test des hypothèses de microstructure du marché. Dans le modèle Log ACD, l'équation (3) s'écrit comme suit :

$$x_i = \exp(\psi_i) * \varepsilon_i \quad (5)$$

ψ_i est le logarithme de la durée conditionnelle, avec $\Psi_i = \exp(\psi_i)$

Deux spécifications de l'équation (4) sont possibles :

$$\text{Log ACD}_1(1,1) : \psi_i = w + \alpha * \ln(\varepsilon_{i-1}) + \beta * \psi_{i-1} \quad (6)$$

$$\text{Log ACD}_2(1,1) : \psi_i = w + \alpha * \varepsilon_{i-1} + \beta * \psi_{i-1} \quad (7)$$

Les conditions de stationnarité de la covariance sont nécessaires : $|\alpha + \beta| < 1$ pour le modèle Log ACD₁ et $|\beta| < 1$ pour le modèle Log ACD₂ Bauwens et Giot (2001). Aucune restriction sur les paramètres n'est nécessaire pour assurer la positivité de la durée conditionnelle.

Ces trois modèles sont utilisés dans l'analyse empirique pour estimer la durée conditionnelle sur la période sélectionnée, avec différentes distributions pour le terme d'erreur ε_i : la distribution Exponentielle, Weibull, Burr et Gamma généralisée.

Nous présentons la version standard du modèle ACD pour les quatre distributions des durées standardisées :

- Modèle de durée conditionnelle Exponentielle EACD :

L'espérance conditionnelle de la durée est :

$$E(x_i/I_{i-1}) = \Psi_i * 1 = \psi_i \quad (8)$$

Avec I_{i-1} l'information disponible à la date i-1.

Puisque $E(\varepsilon_i) = 1$ dans le contexte de la loi Exponentielle, la durée standardisée est alors :

$$\varepsilon_i = \frac{x_i}{\psi_i} \quad (9)$$

La fonction Log-vraisemblance est alors la suivante :

$$L(x_1, \dots, x_{N(t)}) = \sum_{i=1}^{N(t)} -\ln(\psi_i) - \left(\frac{x_i}{\psi_i} \right) \quad (10)$$

- Modèle de durée conditionnelle Weibull WACD :

La durée observée se présente comme suit :

$$x_i = \Psi_i * \varepsilon_i, \text{ avec } \varepsilon_i \text{ suit une loi Weibull } (1, \gamma)$$

Sachant que la moyenne de la loi Weibull $(1, \gamma)$ est $\Gamma(1 + 1/\gamma)$ alors l'équation de la durée conditionnelle espérée est la suivante :

$$E(x_i/I_{i-1}) = \psi_i = \Gamma(1 + 1/\gamma) \Psi_i \quad (11)$$

Où $\Gamma(\cdot)$ est la fonction Gamma. Si $\gamma = 1$, la distribution Weibull est réduite à la distribution Exponentielle. La durée standardisée se présente comme suit :

$$\varepsilon_i = \frac{\Gamma(1+1/\gamma)}{\psi_i} * x_i \quad (12)$$

La fonction Log-vraisemblance s'écrit comme suit :

$$L(x_1, \dots, x_{N(t)}) = \sum_{i=1}^{N(t)} \ln \left(\frac{\gamma}{x_i} \right) + \gamma * \ln \left(\frac{\Gamma(1+1/\gamma)*x_i}{\psi_i} \right) - \left(\frac{\Gamma(1+1/\gamma)*x_i}{\psi_i} \right)^\gamma \quad (13)$$

- Modèle de durée conditionnelle Burr BACD :

Grammig et Maurer (2000) suggèrent l'utilisation de la distribution Burr dans la modélisation ACD. La durée standardisée est la suivante :

$$\varepsilon_i = \psi_i * \frac{\sigma^{2(1+1/k)*\Gamma(\eta+1)}}{\Gamma(1+1/k)*\Gamma(\eta-1/k)} \quad (14)$$

Avec ε_i suit une loi Burr $(1, k, \sigma^2)$ et $\eta = \sigma^{-2}$, $-k < 1 < k * \sigma^{-2}$. Lorsque σ^2 tend vers zéro, on retrouve le modèle WACD et le paramètre k est équivalent au paramètre γ de la distribution Weibull. La moyenne existe lorsque $\sigma^2 < k$. La fonction Log-vraisemblance se présente comme suit :

$$L(x_1, \dots, x_{N(t)}) = \sum_{i=1}^{N(t)} \ln(k) - k \ln(\varepsilon_i) + (k - 1) \ln(\tilde{x}_i) - (\eta + 1) \ln(1 + \sigma^2 * \varepsilon_i^{-k} * \tilde{x}_i^k) [x_i * \Gamma(1 + 1/\gamma)] \quad (15)$$

- Modèle de durée conditionnelle Generalized Gamma GGACD :

Lunde (1999) suggère l'utilisation de la distribution Generalized Gamma pour les durées standardisées. La fonction Log-vraisemblance est la suivante :

$$L(x_1, \dots, x_{N(t)}) = \sum_{i=1}^{N(t)} \ln \left(\frac{\gamma}{\Gamma(k)} \right) + (k * \gamma - 1) \ln(x_i) - k * \gamma \ln(\lambda \psi_i) - \left(\frac{x_i}{\lambda \psi_i} \right)^\gamma \quad (16)$$

Avec $\lambda = \Gamma(k)/\Gamma(k + 1/\gamma)$.

Pour les modèles ACD logarithmiques nous présentons la version logarithmique de type 1 du modèle ACD avec la distribution Weibull des durées standardisées Mosab et al (2024). La fonction Log-vraisemblance est la suivante :

$$L(x_1, \dots, x_{N(t)}) = \sum_{i=1}^{N(t)} \ln(\gamma) - \ln(x_i) + \gamma \ln[x_i \Gamma(1 + 1/\gamma)] - \gamma \psi_i - \left[\frac{x_i \Gamma(1 + 1/\gamma)}{e^{\psi_i}} \right]^\gamma \quad (17)$$

Le modèle ACD qui capte mieux la structure autorégressive des durées-prix est sélectionné pour estimer la durée espérée et l'erreur de prévision à introduire parmi les variables explicatives dans l'équation de régression de la VNET, étant donné que la durée-prix peut transmettre des informations susceptibles d'expliquer la dynamique de la liquidité.

4.2. Echantillon

Notre étude empirique est menée sur un échantillon relatif à une action cotée en mode continu sur la Bourse des Valeurs Mobilières de Tunis (BVMT) du 02 janvier 2006 au 30 juin 2006 ce qui correspond à 6 mois boursiers. L'année 2006 est caractérisée par une stabilité économique, financière et politique. En effet, l'objectif de notre étude est d'analyser la dynamique de court terme de la liquidité sur le marché boursier tunisien dans des conditions d'échanges normales. L'historique des données de très hautes fréquences est relatif aux transactions horodatées, l'ensemble des ordres d'achat et de vente soumis et routés vers le système électronique et les limites à l'achat et à la vente. Nous avons retenu dans notre échantillon l'action la plus liquide sur la période d'étude (en fonction de la fréquence de cotation et du nombre de transaction), la Société de Transport des hydrocarbures par Pipelines (SOTRAPIL). Il convient de signaler que les modèles estimés dans cet article se basent sur la durée-prix définie comme étant le temps nécessaire pour atteindre une variation fixée du prix du titre. Afin de mesurer les mouvements prix nous avons utilisé le milieu de la fourchette tel que préconisé par la littérature relative à la

modélisation des durées-prix Engle et Russel (1998) et Bauwens et Giot (2000). Pour définir les durées-prix, nous avons choisi un seuil d'événement prix de 5 échelons de cotation.

5. Résultats et discussions

5.1. Statistiques descriptives

Pour pouvoir étudier la durée entre différentes variations de cours autrement dit la durée-prix, il faut définir le seuil au-delà duquel nous définissons l'existence d'un événement prix. Selon Engle et Lange (2001), le choix de ce seuil doit satisfaire les besoins de l'analyste. De ce fait, nous avons choisi un seuil de 5 ticks. L'échelon de cotation est de 20 millimes pour l'action de notre échantillon. Pour clarifier la notion du seuil d'événement prix prenant l'exemple de la SOTRAPIL dont on juge la variation de prix significative lorsqu'on dépasse le seuil de 5 ticks. On suppose un cours de 30 dinars à l'instant t qui marque le début d'une durée-prix. Cette durée prendra fin lorsque le cours touchera soit le cours plancher de 29.900 (30-5*0.020) dinars soit le cours plafond 30.100 (30+5*0.020) dinars. Ce traitement a été appliqué à nos données. Le tableau 1 présente les caractéristiques des durées-prix de l'action considérée.

Tableau 1 : Statistiques descriptives des durées-prix de l'action SOTRAPIL.

Nombre	3093
Moyenne	156.5719
Médiane	66.0000
Maximum	2405.0000
Minimum	1.0000
Ecart type	244.7657
Skewness	3.5182
Kurtosis	19.9138

Source : Auteur

5.2. Traitement de la saisonnalité et de l'autocorrélation des durées-prix

Engle et Russell (1998) stipulent que les durées peuvent être décomposées en deux facteurs : un facteur déterministe associé au caractère saisonnier des variables financières et un facteur aléatoire. Pour estimer la composante saisonnière des durées-prix nous retenons la fonction spline cubique fréquemment utilisée dans la littérature empirique. Cette fonction est de la forme :

$$\phi(t_i) = C_j + d_{1,j} * (t_i - x_j) + d_{2,j} * (t_i - x_j)^2 + d_{3,j} * (t_i - x_j)^3 \quad (18)$$

Où $t_i \in [x_j, x_{j+1}]$ et x_j est le $j^{\text{ème}}$ nœud de la fonction spline. Il correspond à la $j^{\text{ème}}$ moyenne de la durée sur l'intervalle de temps considéré. Nous considérons un intervalle de 20 minutes afin d'éviter certaines discontinuités.

La durée désaisonnalisée est la durée observée divisée par la composante saisonnière. Afin de vérifier si l'autocorrélation des durées-prix a disparu ou persiste encore après désaisonnalisation, nous utilisons la statistique de Ljung Box qui est donnée par la formule suivante :

$$Q_{LB} = N(N + 2) \sum_{j=1}^p \frac{r_j^2}{N-j} \quad (19)$$

Où r indique la $j^{\text{ème}}$ autocorrélation et N le nombre d'observations. P représente le nombre d'autocorrelations.

Cette statistique teste l'hypothèse selon laquelle toutes les autocorrelations sont nulles. Sous cette hypothèse nulle, Q est distribuée selon un nombre de degrés de liberté égal au nombre d'autocorrelations Box et Pierce (1970). Le tableau 2 représente la statistique de Ljung Box pour différents niveaux de retards des durées brutes et des durées désaisonnalisées de la SOTRAPIL. A la lumière des résultats obtenus, nous constatons qu'il y a une persistance du

caractère autorégressif des durées-prix même après désaisonnalisation, d'où la nécessité d'une modélisation qui permet de capter cette autocorrélation.

Tableau 2 : Analyse de l'autocorrélation des durées-prix brutes et désaisonnalisées.

Statistiques de Ljung Box	Durées brutes	Durées désaisonnalisées
Q(1)	31.601	28.284
Q(5)	137.99	136.86
Q(10)	170.59	205.69
Q(15)	194.45	245.29
Q(20)	207.13	258.82
Q(50)	314.19	373.88

Source : Auteur

5.3. Estimation des modèles de durée

Nous estimons les durées-prix en utilisant trois modèles : le modèle *ACD* standard, le modèle *LACD₁* et le modèle *LACD₂*. Nous attribuons aux durées standardisées différentes distributions à savoir : Exponentielle, weibull, Burr et Generalized Gamma. Nous retenons un retard d'ordre 1 à cause des problèmes de convergence et de significativité rencontrés lors de l'estimation des modèles ACD pour des retards d'ordres supérieurs et ceci pour toutes les modélisations estimées par la méthode du quasi maximum de vraisemblance.

Pour tous ces modèles la durée x_i est :

$$x_i = \psi_i * \varepsilon_i$$

Où ε_i est un terme d'erreur identiquement et indépendamment distribué selon une loi Exponentielle ou Weibull ou Burr ou encore Generalized Gamma. Ce terme d'erreur représente les durées standardisées. Les résultats de nos estimations sont représentés dans les tableaux 3, 4, 5 et 6 (Les chiffres entre parenthèses correspondent aux p-values, $\log\ell$ représente la valeur de la fonction de vraisemblance alors que AIC et MSE représentent respectivement le critère d'information d'Akaike et l'erreur quadratique moyenne. Q(n) correspond à la statistique de Ljung Box d'ordre n des résidus).

Tableau 3 : Résultats d'estimation des modèles ACD, LACD₁ et LACD₂ des durées-prix avec une distribution Exponentielle des durées standardisées.

Paramètres	ACD	LACD ₁	LACD ₂
ω	0.0595(0.000)	0.0594(0.000)	-0.1036(0.000)
α_1	0.1164(0.000)	0.0966(0.000)	0.0884(0.000)
β_1	0.8159(0.000)	0.9297(0.000)	0.9274(0.000)
$\log\ell$	-2964.619	-2946.464	-2974.635
AIC	5935.238	5898.928	5955.270
MSE	2.0341	2.0118	2.0394
Q(1)	1.2409	0.0238	0.4136
Q(5)	2.2370	2.8157	1.4356
Q(10)	5.8426	7.8220	5.0922

Source : Auteur

Tableau 4 : Résultats d'estimation des modèles ACD, LACD₁ et LACD₂ des durées-prix avec une distribution Weibull des durées standardisées.

Paramètres	ACD	LACD ₁	LACD ₂
ω	0.0615(0.000)	0.0594(0.000)	-0.1053(0.000)
α_1	0.1174(0.000)	0.1000(0.000)	0.0877(0.000)
β_1	0.8104(0.000)	0.9272(0.000)	0.9255(0.000)
γ	0.8116(0.000)	0.8146(0.000)	0.8100(0.000)
$\log\ell$	-2824.341	-2810.808	-2831.425
AIC	5656.683	5629.616	5670.851
MSE	2.0330	2.0119	2.0389
Q(1)	1.4440	0.0821	0.4573
Q(5)	2.4490	2.5507	1.4423
Q(10)	6.0462	7.4610	5.1250

Source : Auteur

Tableau 5 : Résultats d'estimation des modèles ACD, LACD₁ et LACD₂ des durées-prix avec une distribution Burr des durées standardisées.

Paramètres	ACD	LACD ₁	LACD ₂
ω	0.0743(0.000)	0.0695(0.000)	-0.1104(0.000)
α_1	0.1317(0.000)	0.1125(0.000)	0.0933(0.000)
β_1	0.7849(0.000)	0.9168(0.000)	0.9156(0.000)
k	0.9784(0.391)	0.9863(0.587)	0.9740(0.299)
σ	0.2912(0.000)	0.2959(0.000)	0.2867(0.000)
$\log\ell$	-2787.533	-2771.933	-2795.517
AIC	5585.066	5553.866	5601.034
MSE	2.0380	2.0130	2.0419
Q(1)	2.324	0.3940	0.6912
Q(5)	3.4453	2.4669	1.5415
Q(10)	7.0481	7.2769	5.3794

Source : Auteur

Tableau 6 : Résultats d'estimation des modèles ACD, LACD₁ et LACD₂ des durées-prix avec une distribution Generalized Gamma des durées standardisées.

Paramètres	ACD	LACD ₁	LACD ₂
ω	0.0760(0.000)	0.0668(0.000)	-0.1092(0.000)
α_1	0.1290(0.000)	0.1098(0.000)	0.0912(0.000)
β_1	0.7850(0.000)	0.9160(0.000)	0.9148(0.000)
k	4.137(0.000)	4.2093(0.000)	4.1074(0.000)
γ	0.3790(0.000)	0.3774(0.000)	0.3797(0.000)
$\log\ell$	-2764.044	-2748.724	-2771.478
AIC	5538.088	5507.449	5552.957
MSE	2.0370	2.0131	2.0400
Q(1)	2.1589	0.3135	0.5930
Q(5)	3.1242	2.5022	1.5078
Q(10)	6.8032	7.4015	5.4919

Source : Auteur

Concernant le modèle ACD standard, les coefficients ω , α et β sont positifs et significatifs ce qui constitue une preuve de la concentration des durées-prix : une durée courte est suivie par une durée courte et une durée longue est suivie par une durée longue. Ce modèle est stable pour les quatre distributions puisque $|\alpha_1 + \beta_1| < 1$, plus cette somme s'approche de 1 plus le modèle rend compte convenablement de la concentration des durées. Le modèle LACD₁ permet aux paramètres ω , α et β d'être négatifs sans que leur somme ne dépasse en valeur absolue l'unité. Cette condition de stationnarité de la covariance $|\alpha_1 + \beta_1| < 1$ n'est pas validée pour les quatre distributions d'où le rejet de ce modèle (bien qu'il soit supérieur aux deux autres modèles en se référant aux critères du Log-likelihood, AIC et MSE). En se référant au modèle LACD₂, les coefficients sont significatifs. Le modèle est stable puisque la condition de stationnarité est assurée $|\beta_1| < 1$. Le coefficient β est supérieur à 0.9 pour toutes les distributions ce qui signifie qu'il y a persistance dans les durées-prix. C'est un modèle qui capte bien l'autocorrélation des durées standardisées. D'après le tableau 4 le paramètre γ de la distribution Weibull est

significativement différent de 1 ce qui confirme bien la non validité de la loi Exponentielle pour nos données. Ce paramètre est inférieur à l'unité ce qui implique une fonction de hasard de base décroissante. La probabilité d'observer des durées longues est alors faible. Ce sont les durées courtes qui sont les plus probables. Nous sommes alors dans une période de forte activité boursière. On conclut qu'il y a rejet de la distribution Exponentielle pour les trois modèles. Le tableau 5 représente les paramètres estimés de la distribution Burr. Le coefficient k n'est pas significativement différent de 1 alors que σ est significativement différent de 0. Ceci confirme le rejet de la distribution Burr. En plus, l'utilisation de cette distribution peut être contrainte par la non existence de tous les moments. D'après le tableau 6 les paramètres de la distribution Generalized Gamma sont significatifs. Les coefficients k et γ sont positifs et significativement différents de 1. C'est une distribution plus flexible qui autorise une fonction de hasard non monotone. Pour conclure, il paraît que la distribution Generalized Gamma est la plus appropriée pour représenter nos données. En se focalisant sur les résultats d'estimation des trois modèles avec une distribution Generalized Gamma des durées standardisées, on constate la supériorité du modèle $LACD_2$. En effet, l'étude de la statistique de Ljung Box des résidus de l'estimation montre que celle-ci est inférieure à sa valeur critique pour tous les retards pour les trois modèles (voir tableau 6). Ceci nous permet de dire que le modèle ACD standard et le modèle $LACD_2$ sont de bons candidats pour capturer l'autocorrélation des durées standardisées. Les statistiques de Ljung Box du modèle $LACD_2$ sont inférieures à celles de l'ACD standard. Le modèle $LACD_2$ a réussi à capturer la non linéarité dans les durées-prix de l'action SOTRAPIL. La VNET est donc construite à l'aide des durées espérées estimées à partir d'un modèle $LACD_2$ (1.1) en supposant une distribution Generalized Gamma pour les durées standardisées.

5.4. Résultats de la régression et discussions

L'objectif de notre étude est de mesurer et modéliser les variations intra journalières de la liquidité. L'approche de la microstructure basée sur la durée entre événements de cotations est d'une utilité cruciale pour une meilleure compréhension des déterminants fondamentaux de la liquidité liés aux conditions internes d'échange. Cette étude empirique explore la dynamique de court terme de la profondeur du marché boursier tunisien mesurée par la VNET. En examinant les résultats de la régression dans le tableau 7, le coefficient de la fourchette semble soutenir les modèles d'asymétrie d'information tels que celui de Lee et al (1993), Glosten et Milgrom (1985) et Easley et O'Hara (1987). La fourchette pendant la durée-prix précédente est liée négativement à la VNET, malgré que le coefficient soit statistiquement non significatif pour un niveau de confiance de 5%.

Tableau 7 : Résultats d'estimation de la VNET par la méthode des moindres carrés ordinaires (MCO)

	Coefficients	Ecart-type	Statistique t	p-values
Constante	4.724	0.576	8.193	0.000
$SPREAD_{t-1}$	-0.164	12.573	0.013	0.989
$VOLUME_{t-1}$	0.248	0.171	1.446	0.151
$NUMBER_{t-1}$	-1.010	0.397	-2.544	0.012
$EPTIME_t$	0.843	0.379	2.222	0.028
$PTIME-ERR_t$	0.270	0.127	2.129	0.036

Source : Auteur

Le nombre de transactions est une mesure pertinente de l'intensité des transactions. Si l'intensité des transactions est due à un regroupement, des opérateurs informés sur le marché, les modèles d'asymétrie d'information tels que celui de Foster et Viswanathan (1993), prévoient un coefficient négatif pour la variable nombre de transactions. En effet, nous avons trouvé un coefficient significativement négatif de la variable nombre de transactions pendant la durée-prix précédente. Le volume de transaction est un autre indicateur de l'intensité des

transactions. Le coefficient du volume est positif et statistiquement significatif. Ce résultat contredit les modèles de l'asymétrie d'information tels que ceux d'Easley et O'Hara (1987), Hasbrouk (1988) et Mc Inish et Wood (1992). D'une part, Jones et al (1994) prétendent que du fait que le volume est endogène au nombre de transactions, cette relation positive entre la VNET et le volume de transactions est dû à un problème statistique. D'autre part, Engle et Lange (2001) fournissent une autre explication. Étant donné que la VNET est une mesure absolue de l'échange unilatéral, un volume élevé implique un déséquilibre plus faible en pourcentage dans les ordres. Il est donc possible d'avoir une VNET élevée quand le volume global échangé au cours de la durée-prix est très important. Le coefficient du volume dans l'équation estimée est inférieur à l'unité. Ainsi, une augmentation du volume prévoit une augmentation moins que proportionnelle de la profondeur du marché probablement due à ce que le volume additionnel est associé à la présence d'initiés. La durée-prix anticipée a un coefficient positif et statistiquement significatif. Une forte volatilité entraîne une diminution de la profondeur du marché, étant donné qu'elle est associée à la présence de nouvelles et à la possibilité de négocier avec des agents informés. Ce résultat est en conformité avec les prédictions du modèle d'Easley et O'Hara (1992). La durée-prix non anticipée a un impact positif et significatif sur la profondeur. Une durée-prix plus courte que celle prévue par le modèle ACD, va diminuer la VNET. Le marché est plus volatil que prévu ce qui a pour conséquence d'assécher la liquidité du marché. Les résultats empiriques de cette étude sur la Bourse des Valeurs Mobilières de Tunis confirment les résultats de Engle et Lange (2001) relatifs à un marché mature à savoir le NYSE ainsi que les résultats de Barros et Fernandes (2014) et Chueh et al (2010) relatifs respectivement au marché boursier brésilien et au marché à terme des indices boursiers de Taiwan qui sont des marchés émergents.

6. Conclusion

Cet article contribue à la littérature de la microstructure des marchés émergents et en particulier la région du Moyen Orient et de l'Afrique du Nord (MENA). Les recherches qui portent sur l'étude de la liquidité se sont focalisées essentiellement sur les marchés matures et peu de travaux se sont intéressés aux marchés émergents dans ce domaine. Le présent article s'inscrit dans ce contexte et vise à étudier la dynamique de la liquidité sur le marché boursier tunisien. Pour ce faire, nous avons utilisé la VNET, le volume net directionnel, proposée par Engle et Lange (2001) pour mesurer la profondeur du marché. Plus précisément, nous avons décomposé d'abord la durée-prix en deux composantes attendue et inattendue à l'aide des modèles du type ACD, puis nous avons effectué une régression de la VNET pour comprendre comment la profondeur du marché varie en fonction des deux composantes de la durée-prix et d'autres indicateurs de liquidité pour l'action SOTRAPIL cotée à la BVMT. Les résultats de nos estimations révèlent que la profondeur du marché est fonction des conditions internes d'échange. La modélisation de la liquidité intra journalière met en évidence les modèles de sélection adverse et d'asymétrie d'information. En examinant les résultats empiriques, le modèle propose quelques stratégies pour négocier un volume important à moindre coût. Tout d'abord, plus le volume global des transactions est important plus le marché acceptera un déséquilibre nominal. D'après Engle et Lange (2001), l'augmentation du volume prévoit une augmentation moins que proportionnelle de la profondeur du marché qui peut s'expliquer par le fait que le nouveau volume est associé à un risque élevé de négociation avec des agents informés. Ce constat ne confirme pas les travaux de Easley et O'Hara (1987), Hasbrouk (1988) et Mc Inish et Wood (1992) qui stipulent l'existence d'une corrélation négative entre le volume et la profondeur. Selon Jones et al (1994), cette relation positive entre la VNET et le volume peut être due à un problème statistique. Nous avons trouvé que plus l'intensité des transactions mesurée par le nombre de transactions est élevée par durée-prix plus la profondeur du marché est réduite. Cela confirme l'idée selon laquelle le regroupement des initiés est à l'origine de

l'épaisseur du marché. En effet, ce résultat confirme la théorie de Foster et Viswanathan (1993). Nous avons signalé précédemment que la profondeur est corrélée négativement avec la fourchette. Cette relation ajoute une autre composante à la stratégie de négociation : lorsque le marché est étroit la profondeur est réduite. Ce résultat confirme la prédition des modèles de microstructure relatifs à l'asymétrie d'information tels que ceux de Copeland et Galai (1983), Glosten et Milgrom (1985), Easley et O'Hara (1987) et Foster et Viswanathan (1990). Bien que nous ayons trouvé un signe négatif du coefficient de la fourchette, il n'est pas statistiquement significatif. La fourchette n'est pas une variable explicative du comportement de la profondeur du marché. Ce manque de significativité peut être expliqué par la taille restreinte de notre échantillon. En outre, le signe positif de la durée-prix attendue implique que lorsque le marché est volatile il offre moins de profondeur. Ceci confirme la théorie d'asymétrie d'information de Easley et O'Hara (1992). De même, toute augmentation non anticipée de la durée-prix augmente la profondeur et par la suite la liquidité. En ce qui concerne la stratégie des ordres des opérateurs, ce résultat implique que la patience peut réduire considérablement les coûts de transaction. Les résultats de notre étude sont en concordance avec ceux de Engle et Lange (2001), Barros et Fernandes (2014) et Chueh et al (2010). Ceci nous permet de conclure que les modèles utilisés pour les marchés matures s'appliquent également pour les marchés émergents. En conclusion, la mesure de la profondeur du marché est un outil indispensable pour tous les acteurs du marché financier, permettant d'améliorer la transparence, l'efficacité et la résilience des marchés. Dans les marchés émergents ou volatils, tels qu'étudié dans le contexte tunisien, les investisseurs surveillent la profondeur pour évaluer si les actifs peuvent être achetés ou vendus sans perturber les prix. Dans des marchés très compétitifs la profondeur est un outil essentiel pour déployer des stratégies de trading optimales. Pendant les crises, les régulateurs surveillent les indicateurs de liquidité, y compris la profondeur, pour décider des interventions nécessaires. Comme tout travail de recherche notre étude présente quelques limites qui ouvrent des pistes prometteuses de recherches futures. Premièrement, nous pouvons étendre l'analyse à un échantillon plus large en intégrant d'autres actions. Deuxièmement, nous pouvons ajouter d'autres variables explicatives au niveau de l'équation de régression de la VNET pour mieux cerner la dynamique à court terme de la liquidité. Les variables additionnelles internes pourraient inclure les ordres cachés, la profondeur du carnet d'ordre ainsi que l'intensité des ordres annulés. Les variables additionnelles externes qui tiennent compte des facteurs macroéconomiques ou structurels tels que les chocs économiques ou les changements structurels constituent d'autres déterminants de la liquidité. Troisièmement, les relations entre la VNET et les différentes variables explicatives sont modélisées d'une manière linéaire ce qui pourrait ne pas refléter la complexité des interactions entre ces variables. L'exploration d'autres modèles qui se basent sur les approches bayésiennes ou les techniques d'apprentissage automatique telles que les réseaux de neurones artificiels, la logique floue et les algorithmes génétiques pourrait améliorer le pouvoir explicatif des variables étudiées. Enfin, l'élaboration d'un test de robustesse hors-échantillon contribuerait à des prédictions plus précises.

Références :

- (1). Admati, A. & Pfleiderer, P. (1988). A theory of intraday patterns: volume and price variability. *Review of Financial Studies*, 1, 3-40.
- (2). Ahn, HJ. & Cheung, YL. (1999). The intraday patterns of the spread and depth in a market without market makers: The Stock Exchange of Hong Kong. *Pacific-Basin Finance Journal*, 5(7), 539-556.
- (3). Ahn, HJ., Bae, KH., & Chan, K. (2001). Limit Orders, Depth, and Volatility: Evidence from the Stock Exchange of Hong Kong. *The Journal of Finance*, 56(2), 767-788.

- (4). Aidov, A. & Lobanova, O. (2021). The Relation between intraday limit order book depth and spread. *Int. J. Financial Stud*, 9(4), 60.
- (5). Amihud, Y. (2002). Illiquidity and stock returns: cross-section and time-series effects. *Journal of Financial Markets*, 5, 31-56.
- (6). Anand, A. & Martell, T. (2001). Informed limit order trading. *Syracus University*, New York.
- (7). Barclay, MJ. & Warner, JB. (1993). Stealth trading and volatility: which traders move prices? *Journal of Financial Economics*, 34(3), 281-305.
- (8). Barros, C.F. & Fernandes, M. (2014). Market Depth at the BM&FBovespa. *Brazilian Review of Econometrics*, 34(1), 25-44.
- (9). Bauwens, L. & Giot, P. (2000). The Logarithmic ACD model: an Application to the Bid-Ask Quote Process of Three NYSE Stocks. *Annales d'Economie et de Statistique*, 60, 117-149.
- (10). Bauwens, L., Giot, P., Grammig, J. & Veredas, D. (2000). A comparison of Financial Duration Models Via Density Forecasts. N° 810, *Econometric Society World Congress 2000 Contributed Papers from Econometric Society*.
- (11). Bauwens, L. & Giot, P. (2001). *Econometric Modelling of Stock Market Intraday Activity*. Kluwer Academic Publishers.
- (12). Box, G. & Pierce, D. (1970). Distribution of residual autocorrelation in autoregressive integrated moving average series models. *The Journal of the American Statistical Association* 65, 1509-1529.
- (13). Chakravarty, S. (2001). Stealth-trading: which traders' trades move stock prices? *Journal of Financial Economics*, 61(2), 289-307.
- (14). Choi, JH., Larsen, K. & Seppi, DJ. (2019). Information and trading targets in a dynamic market equilibrium. *Journal of Financial Economics*, 132(3), 22-49.
- (15). Chordia, T., Subrahmanyam, A. & Anshuman, V. (2001). Trading activity and expected stock return. *Journal of Financial Economics*, 59, 3-32.
- (16). Chordia, T., Roll, R. & Subrahmanyam, A. (2011). Recent trends in trading activity and market quality. *Journal of Financial Economics*, 101(2), 243-263.
- (17). Chueh, H., Yang, DY., Yang, JA. & Fang, Y. (2010). Market depth of price duration in the Taiwan stock index futures market. *International Research Journal of Finance and Economics*, 48, 154-168.
- (18). Copeland, T & Galai, D. (1983). Information effects on the bid-ask spread. *Journal of Finance*, 38(5), 1457-1469.
- (19). Diamond, D.W. & Verrecchia, R.E. (1987). Constraints on Short-Selling and Asset Price Adjustments to Private Information. *Journal of Financial Economics*, 18, 277-311.
- (20). Dufour, A. & Engle, R.F. (2000). Time and price impact of trade. *Journal of Finance*, 55(6), 2467-2498.
- (21). Easley, D. & O'Hara, M. (1987). Price, Trade Size, and Information in Securities Markets. *Journal of Financial Economics*, 19, 69-90.
- (22). Easley, D., & O'Hara, M. (1992). Time and the Process of Security Price Adjustment. *Journal of Finance*, 47, 577-606.
- (23). Easley, D., Kiefer, N. M., O'Hara, M. & Paperman, J.B. (1996). Liquidity, Information, and Infrequently Traded Stocks. *Journal of Finance*, American Finance Association, 51(4), 1405-36.
- (24). Engle, R.F. & Lange, J. (1997). Measuring, Forecasting and Explaining Time Varying Liquidity in the Stock Market. *Discussion paper 97-12R*.
- (25). Engle, R.F. & Lange, J. (2001). Predicting VNET: A Model of the Dynamics of Market Depth. *Journal of Financial Markets*, 4 (2), 113-142.

- (26). Engle, R.F. & Russell, J.R. (1998). Autoregressive Conditional Duration: a New Model for Irregularly Spaced Transaction Data. *Econometrica*, 66, 1127-1162.
- (27). Florakis, C., Gregoriou, A. & Kostakis, A. (2011). Trading Frequency and Asset Pricing on the London Stock Exchange: Evidence for a New Price Impact Ratio. *Journal of Banking and Finance*, 35, 3335-3350.
- (28). French, K.R. & Roll, R. (1985). Stock return variances: The arrival of information and the reaction of traders. *Journal of Financial Economics* 17, 5-26.
- (29). Foster, FD. & Viswanathan, S. (1990). A theory of interday variations in volumes, variances and trading costs in securities markets. *Review of Financial Studies*.
- (30). Foster, FD. & Viswanathan, S. (1993). Variations in Trading Volume, Return Volatility and Trading Costs: Evidence on recent price formation models. *The Journal of Finance*, 48(1), 187-211.
- (31). Glosten, LR. & Milgrom, P.R. (1985). Bid, Ask and Transaction Prices in a Specialist Market with Heterogeneously Informed Traders. *Journal of Financial Economics*, 14, 71- 100.
- (32). Glosten, LR. (1994). Is the Electronic Open Limit Order Book Inevitable? *The Journal of Finance*, 49(4), 1127-1161.
- (33). Goodhart, C. & O'Hara, M. (1997). High-frequency data in financial markets: Issues and applications. *Journal of Empirical Finance*, 4(2), 73-114.
- (34). Grammig, J. & Maurer, K.O. (2000). Non-monotonic Hazard Functions and the Autoregressive Conditional Duration Model. *Econometrics Journal*, 3, 16-38.
- (35). Gresse, C. (1997). La fragmentation des marchés financiers : Réflexions théoriques et preuves empiriques sur les actions françaises. Thèse de doctorat en sciences de gestion. Université Paris IX – Dauphine.
- (36). Hamon.J (1997). Fourchette et frais de transaction à la bourse de PARIS CEREG université de Paris Dauphine.
- (37). Handa, P. & Schwartz, R. (1996). Limit order trading. *Journal of Finance*, 51, 1835-1861.
- (38). Harris, L. (1990). liquidity, trading rules and electronic trading systems. New York University, Salomon center monograph series of finance, 4.
- (39). Hasbrouck, J. (1988). Trades, quotes, inventories and information. *Journal of Financial Economics*, 22, 229-252.
- (40). Hasbrouck, J. (1991). Measuring the Information Content of Stock Trades. *Journal of Finance*, 46, 179-207.
- (41). Jones, CM., Kaul, G. & Lipson, ML. (1994). Transactions, Volumes and Volatility. *Review of Financial Studies*, 4, 631-651.
- (42). Kavajeckz, R. (1999). A specialist quoted depth and the limit order book. *The Journal of Finance*, 54(3), 741-771.
- (43). Kempf, A. & Korn, O. (1995). Market depth and order size. *Journal of Financial Markets*, 2, 29-38
- (44). Khang, P.Q., Kaczmarczyk, K., Tutak; P., Golec, P., Kuziak, K., Depczynski, R., Hernes, M. & Rot, A. (2021). Machine learning for liquidity prediction on Vietnamese stock market. *Procedia Computer Science*, 192, 3590-3597.
- (45). Kyle, A.S. (1985). Continuous auctions and insider trading. *Econometrica*, 53, 1335-1355.
- (46). Le Saout, E. (2000). Une Estimation Dynamique De La Liquidité Des Marchés Financiers. Working Paper, University of Rene.
- (47). Lee, C., Mucklow, B. & Ready, M.J. (1993). Spread, Depths, and the Impact of Earnings Information: an Intraday Analysis. *Review of Financial Studies*, 6, 345-374.

- (48). Lunde, A. (1999). A Generalized Gamma Autoregressive Conditional Duration Model. Discussion paper, Aalborg University 2000.
- (49). Madhavan, A. (2000). Market Microstructure: A Survey. *Journal of Financial Markets*. 3, 205-58.
- (50). Mc Inish, TH. & Wood, RA. (1992). An analysis of intraday patterns in bid/ask spreads for NYSE stocks. *The Journal of Finance*, 47, 753-764.
- (51). Mosab, I., Tabash, T., Muhammed N., Thayyib, P.V., Farhin, S., Khan, A. & Hanno, A. (2024). Modeling high-frequency financial data using R and Stan: A bayesian autoregressive conditional duration approach. *Journal of Open Innovation: Technology, Market and Complexity*, 10(2), 100249.
- (52). O'Hara, M. (1995). *Market Microstructure Theory*. Blackwell, ISBN 1-55786-443-8.
- (53). Olbrys, J. & Ostrowski, K. (2021). An Entropy-Based Approach to Measurement of Stock Market Depth. *Entropy*, 23, 5:568.
- (54). Pham, MC., Anderson, HM., Duong, HN. & Lajbcygier, P. (2020). The effects of trade size and market depth on immediate price impact in a limit order book market. *Journal of Economic Dynamics and Control*, 120, 103992.
- (55). Vo, MT. (2007). Limit orders and the intraday behavior of market liquidity: Evidence from the Toronto stock exchange. *Global Finance Journal*, 17, 379-396.