

UNIVERSITÉ DU QUÉBEC EN OUTAOUAIS

MÉMOIRE DE MAÎTRISE
PRÉSENTÉ À
MANEL KAMMOUN, PhD.

COMME EXIGENCE PARTIELLE
DE LA MAÎTRISE EN ÉCONOMIE FINANCIÈRE

L'IMPACT DU SENTIMENT DES INVESTISSEURS SUR LA
VOLATILITÉ DES MARCHÉS BOURSIERS

PAR
KAOUTHER KHADHRAOUI

Avril 2024

Résumé

Ce mémoire analyse empiriquement l'effet de sentiment des investisseurs sur la volatilité boursière sur un panel de 21 pays entre décembre 1999 et décembre 2022. Outre la considération de l'indice du sentiment, nous introduisons également des variables économiques et financières.

Pour parvenir à cet objectif, nous commençons dans un premier temps par définir le cadre conceptuel et la revue de la littérature afin de comprendre les concepts clés de notre mémoire et de présenter les études déjà réalisées sur le sujet. Dans un second temps, et afin de prendre en compte les éventuelles interdépendances entre les marchés boursiers de chaque pays, nous formulons le problème par une démarche méthodologique basée sur modèle autorégressif vectoriel sur des données de panel (PVAR).

Après avoir calculé les paramètres du modèle PVAR, nous nous focalisons sur l'interaction entre les variables à travers l'analyse graphique des fonctions de réponses impulsionnelles (IRF) et la décomposition de la variance des erreurs de prévision (FEVD).

Nos résultats indiquent la présence d'un effet positif et significatif du sentiment des investisseurs sur la volatilité et d'une relation de causalité bidirectionnelle entre les deux variables, pour l'ensemble de notre échantillon comme les deux sous-ensembles. Outre que le sentiment des investisseurs, il est également observé que d'autres facteurs macroéconomiques contribuent à influencer la volatilité boursière. Cependant, cette contribution semble être différente d'une catégorie des pays à une autre (développés versus émergents).

Mots clés : volatilité boursière, indice de sentiment des investisseurs, facteurs économiques et financiers, PVAR, fonction de réponses impulsionnelle (IRF), variance des erreurs de prévision (FEVD).

Remerciements

Je tiens à exprimer ma profonde reconnaissance et mes remerciements les plus intenses à ma directrice de mémoire Madame Manel Kammoun, Professeure à l'Université du Québec en Outaouais, pour son soutien indéniabte, sa disponibilité et sa confiance tout au long de ce travail de recherche. Ses conseils avisés ont été une source d'inspiration et ont grandement enrichi mon expérience de recherche.

Je souhaite également adresser mes remerciements les plus sincères aux membres de jury, pour avoir consacré leur temps et leur expertise à évaluer ce travail. Mes remerciements s'adressent également aux enseignants du département des sciences administratives de l'Université du Québec en Outaouais

Je tiens également à exprimer ma gratitude envers ma famille pour leur soutien inconditionnel. Leur encouragement et leur compréhension ont été une source de motivation essentielle.

TABLE DES MATIÈRES

Résumé	i
Remerciements	ii
Liste des figures	iv
Liste des tableaux	v
1- Introduction générale	1
1.1 Justification de la recherche	1
1.2 Objectifs, contributions et questions de recherche	4
2- La théorie de l'efficience via l'approche comportementale	6
2.1 La théorie de l'efficience; origine et limites	6
2.1.1 Les difficultés théoriques	7
2.1.2 Les difficultés empiriques et les mécanismes contrariant l'efficience.....	7
2.2 L'approche de la finance comportementale.....	8
2.2.1 La finance comportementale : son apport et son émergence	8
2.3 La psychologie de l'investisseur	9
2.3.1 L'excès de confiance :.....	10
2.3.2 La peur des regrets et la myopie	10
2.3.3 Les biais heuristiques de représentativité et d'ancrage.....	11
2.3.4 Les biais relatifs aux préférences	11
2.3.5 Le sentiment des investisseurs	12
3- Revue de la littérature	13
3.1 Les mesures de sentiment des investisseurs.....	13
3.1.1 Les mesures directes	14

3.1.2	Les mesures indirectes	16
3.2	L'effet de sentiment sur la volatilité des marchés	19
3.3	L'apport du sentiment de l'investisseur dans l'explication des crises boursières.....	23
3.4	L'impact des facteurs macroéconomiques sur la volatilité boursière.....	25
4-	Question de recherche et Hypothèses.....	28
5-	Méthodologie.....	29
5.1	La volatilité réalisée	29
5.2	Spécification de méthode d'estimation et du modèle économétrique.....	31
5.2.1	Présentation générale du modèle panel VAR (PVAR) ;	31
5.3	Le choix des variables	32
5.3.1	L'indice de sentiment	33
5.3.2	L'indice de l'incertitude de la politique économique.....	33
5.3.3	L'indice de volatilité du CBOE :	34
5.3.4	L'indice de risque géopolitique.....	34
5.3.5	L'indice d'incertitude liée à l'énergie	35
5.3.6	Le Produit Intérieur Brut.....	35
5.3.7	L'inflation.....	36
5.3.8	L'indice de volatilité du pétrole brut du CBOE	37
5.4	Modèle économétrique.....	37
5.5	Le choix méthodologique.....	38
6-	Données et statistiques descriptives.....	40
6.1	La Source des données	40
6.2	Analyse descriptive des données.....	41
6.3	Matrice de corrélation	43

6.4	Test de stationnarité.....	44
6.5	Test de causalité	46
6.6	La détermination du retard optimal du modèle PVAR.....	48
6.7	Stationnarité du modèle.....	50
7-	Résultats.....	51
7.1	Résultats principaux	51
7.2	Analyse comparative entre les pays développés et les pays émergents	56
8-	Conclusion extension et limite de l'étude	67
9-	Références.....	69

Liste des figures

Figure 1 : Représentation graphique des valeurs propres	50
Figure 2 : Les fonctions des réponses impulsionnelles de la variable VOL_R aux variables FSI, VIX, EPU, EUI, GPR, PIB, INF et OVX	52
Figure 3 : Représentation graphique des valeurs propres des pays développés et des pays émergents	61
Figure 4a : Les fonctions des réponses impulsionnelles de la variable VOL_R aux variables FSI, VIX, EPU, EUI, GPR, PIB, INF et OVX pour les pays développés	63
Figure 4b : Les fonctions des réponses impulsionnelles de la variable VOL_R aux variables FSI, VIX, EPU, EUI, GPR, PIB, INF et OVX pour les pays émergents	64

Liste des tableaux

Tableau 6.1 : Statistiques descriptives.....	42
Tableau 6.2 : Matrice de corrélation des variables	43
Tableau 6.3 : Test de stationnarité	45
Tableau 6.4 : Test de causalité de Granger	47
Tableau 6.5 : Sélection de l'ordre optimal de retard	49
Tableau 7.1 : La Décomposition de la variance de l'erreur de prévision de la volatilité..	55
Tableau 7.2 : Tests de stationnarité de deux sous-ensembles	57
Tableau 7.3 : Tests de causalité de Granger de deux sous-ensembles	59
Tableau 7.4 : Sélection de l'ordre optimal de retard de deux sous-ensembles	60
Tableau 7.5 : La Décomposition de la variance de l'erreur de prévision de la volatilité de deux sous-ensembles	65

Liste des abréviations

CBOE : Chicago Board Options Exchange

FEVD : Forecast Error Variance Decomposition

FRED : Federal Reserve Economic Data (ST. Louis FED)

IMF : International Monetary Fund

IRF : Impulse Response Function

OECD : Organisation for Economic Co-operation and Development

OFR : Office of Financial Research

PVAR : Panel vector autoregression Model

1- Introduction générale

1.1 Justification de la recherche

L'efficacité des marchés boursiers est un thème abondamment traité dans la littérature financière au cours des dernières décennies et considéré comme étant la théorie la plus controversée de la finance moderne (Lardic et Mignon, 2006). Cela n'a rien d'étonnant, car l'efficacité a des implications importantes tant sur le plan macroéconomique qu'au niveau de chaque investisseur en matière de gestion de portefeuille. La théorie de l'efficacité des marchés financiers est prolongée de la notion des marchés purs et parfaits des économistes libéraux du XIXe siècle, évolués depuis son fondement par Fama (1970, p76), pour s'énoncer comme suite : « *un marché financier est dit efficace si l'ensemble des informations disponibles concernant chaque actif financier coté sur ce marché et immédiatement intégré dans le prix de cet actif* ».

Pour être vérifiée, la théorie de l'efficacité nécessite la validation d'une certaine condition : la rationalité des investisseurs, la libre circulation de l'information, sa gratuité, sa fiabilité, l'absence de coûts de transaction, l'automatisme des investisseurs et l'absence de problème lié à un manque de liquidité (Fama, 1970).

Malgré des bases solides, l'hypothèse des marchés efficaces connaît depuis quelque temps des anomalies. Une première critique est liée aux événements extraordinaires des années 1980 et 1990 qui secouent les grandes places financières, notamment le crash de 1987. En effet, on y observe l'une des plus importantes baisses de l'ensemble des marchés boursiers, sans qu'il soit possible de l'associer à un événement économique pouvant la justifier (Fama, 1989; Shiller, 1989; Siegel, 1992).

Les intervenants sur les marchés financiers sont humains et ne peuvent pas être complètement rationnels et les « forces du marché » ne sont pas suffisamment puissantes pour compenser les défaillances humaines. Cette notion importante déclenche des critiques de plus en plus fortes, à l'encontre de la théorie financière classique, faisant l'objet d'une panoplie de débats et d'études ouvrant les portes devant un nouveau courant de recherche ; c'est la finance comportementale qui traite l'attitude psychologique des investisseurs et qui

met l'accent sur certaines anomalies se produisant sur le marché et nuisant à la cohérence informationnelle (Shiller, 1987).

La finance comportementale ouvre des chemins tout à fait ignorés par la théorie d'efficacité des marchés financiers et présente un terrain convenable pour étudier le comportement de l'investisseur sur le marché financier à travers différents biais psychologiques. Il remet en question deux hypothèses fondamentales de la théorie de l'efficacité des marchés financiers, d'une part la rationalité des investisseurs, d'autre part l'absence d'opportunité d'arbitrage (Tversky et Kahneman, 1974; De Bondt et Thaler, 1986).

Les modèles de la finance comportementale sont développés afin d'expliquer le comportement irrationnel de l'investisseur ou les anomalies de marché lorsque les modèles standards ne fournissent pas des explications économiquement satisfaisantes. Ainsi, ils sont basés sur une méthode qui incorpore les conclusions de la psychologie et de la sociologie dans ses théories, elle s'intéresse plus précisément aux comportements humains c'est-à-dire des divers phénomènes détectés sur le marché financier par l'existence de plusieurs biais psychologiques (Baker et Wurgler, 2006, 2007). Parmi ces biais, nous notons le sentiment des investisseurs qui fera l'objet de notre étude.

Le sentiment des investisseurs est mis en évidence par l'ensemble d'études économiques et financières, (Siegel, 1992; Brown et Cliff, 2004; Baker et Wurgler 2006), dont l'objectif est de procurer une explication convaincante des phénomènes anormaux récemment produits et nuisant à la cohérence informationnelle. La littérature de la finance comportementale suggère que le sentiment affecte les décisions d'investissement. L'influence des anticipations futures des investisseurs peut provoquer la sur ou sous-évaluation des titres, et ainsi affecter les modèles d'évaluation. Des études empiriques testent comment le sentiment prédit les rendements futurs dans le marché boursier des États-Unis (Kothari et Shanken, 1997; Neal et Wheatley, 1998; Shiller, 1981, 2000; Baker et Wurgler, 2000; Brown et Cliff, 2005). D'autres d'études examinent la possibilité d'une relation causale entre les rendements et le sentiment des investisseurs (Otoo, 1999; Jansen et Nahuis, 2003; Brown et Cliff, 2004).

Le sentiment des investisseurs peut être défini comme une croyance sur les rendements futurs et les risques d'investissement qui n'est pas justifiée par les fondamentaux (Baker et Wurgler, 2006). De même, Chang et al. (2009 a) définissent le sentiment des investisseurs comme étant l'opinion des investisseurs, le plus souvent influencés par les émotions, sur les rendements futurs et les risques d'investissement.

En dépit de la poursuite des interventions gouvernementales et des autorités monétaires dans plusieurs pays à travers la mise en place de mesures de sauvetage financier et de relance économique, la situation internationale est marquée par le déclenchement de plusieurs crises financières comme celle en 2008, jamais marquée depuis 1929, déclenchée aux États-Unis, et par la suite diffusée aux différents pays industrialisés voire aux pays émergents et en développement. Il en résulte une contraction de la demande internationale, une détente des tensions inflationnistes, faute des liquidités nécessaires, et une baisse des prix des produits de base. Par ailleurs, les marchés des changes et les bourses internationales connaissent une forte volatilité témoignant ainsi d'un climat de peur des investisseurs et les craintes relatives à la détérioration des perspectives de l'économie mondiale.¹

Sous l'approche comportementale, les prix des actions s'établissent à travers une relation dynamique entre les investisseurs irrationnels ou bruiteurs et les arbitragistes rationnels. En effet, un investisseur bruiteur est affecté par ses sentiments et se comporte de façon irrationnelle dans sa prise de décision d'investissement, plutôt que d'agir sur la base des fondamentaux (Shefrin et Statman, 1984; Herve et al., 2019). Généralement, Les investisseurs bruiteurs interviennent sur le marché pendant les périodes de sentiment élevé car ils interprètent le fort optimisme qui caractérise ces périodes comme des informations fondamentales plutôt que comme un signal bruyant (Shen et al., 2017). Ils réagissent positivement aux hausses de prix, conduisant à une volatilité excessive des prix par rapport à ce qui serait attendu sous l'hypothèse de marché efficient (Bahloul et Bouri, 2016), et rendant les modèles classiques inopérants (Peress et Schmidt, 2017).

¹ Le rapport IMF de la stabilité financière mondiale octobre 2008. Voir le lien, <https://www.imf.org/en/Publications>.

1.2 Objectifs, contributions et questions de recherche

La problématique de déterminer si les cours des actions sont volatils demeure l'une des questions les plus débattues au sein du domaine financier. Les cours subissent régulièrement d'importantes variations qui ne semblent pas refléter des changements dans les fondamentaux. Si cela est vrai, cela peut remettre en question la validité de l'hypothèse de marché efficient.

Selon certaines études (Black, 1986; De Long et al., 1990; Xiao et al., 2016; Xavier et Machado, 2017; Gong et al., 2022), une explication de la volatilité excessive peut être rattachée à la présence de transactions bruitées par les investisseurs irrationnels. De Long et al. (1990) examinent l'impact du sentiment sur les rendements et la volatilité en utilisant un modèle d'évaluation des actifs afin d'étudier l'impact de sentiment des investisseurs sur la volatilité des actifs financiers. De même, Lee et al. (2002) suggèrent que le sentiment des investisseurs est un facteur de risque systématique qui est pris en compte dans la valeur marchande. Ils concluent que les rendements des actions sont positivement liés au sentiment, tandis que la volatilité des rendements est négativement liée au sentiment.

Cependant, il n'existe pas de consensus sur la relation entre le sentiment des investisseurs et les rendements boursiers en raison de différentes mesures, méthodologies et périodes. Certaines études (Baker et Wurgler, 2007; Ghonghadze et Lux, 2016; Hessary et Hadzikadic, 2017) suggèrent qu'il existe une forte corrélation entre le sentiment des investisseurs et les rendements boursiers, alors que les résultats d'autres études (Solt et Statman, 1988; Clarke et Statman, 1998) ne permettent pas de tirer les mêmes conclusions.

L'objectif principal de ce mémoire est de tester l'impact du sentiment de l'investisseur sur la volatilité des marchés boursiers de différents pays. Alors que les études précédentes (Engle et al., 2013; Chiu et al., 2018) se focalisent principalement sur les marchés développés, notre étude examine un panel de marchés développés et émergents à la fois. Nous examinons la relation de causalité entre la volatilité de marché et le sentiment des investisseurs. Ainsi, nous nous intéressons également à l'impact des chocs survenant sur le sentiment des investisseurs sur la volatilité de 21 marchés boursiers.

En outre, certaines études (Caporin et Poli, 2017; Bollen et al., 2011) considèrent uniquement des mesures de sentiment sans prendre en compte les variables macroéconomiques, cette étude permet de tester les hypothèses concernant la relation entre la volatilité et le sentiment des investisseurs, tout en contrôlant pour des variables macroéconomiques (l'inflation, le produit intérieur brut, l'indice de volatilité implicite (VIX), l'indice de volatilité du pétrole brut, l'indice de l'incertitude de la politique économique, l'indice de risque géopolitique et l'indice d'incertitude liée à l'énergie). La prise en compte des variables macroéconomiques permet de contrôler d'autres aspects macroéconomiques qui peuvent affecter la volatilité du marché (Christiansen et al., 2012).

Finalement, comme notre étude se base sur un panel de différents pays émergents et développées, nous étudions, dans un premier temps, l'impact du sentiment des investisseurs sur la volatilité boursière sur l'ensemble de 21 pays. Nous procédons, dans un deuxième temps, à la même méthodologie mais en catégorisant les pays dépendamment de leurs économies, à savoir les pays développés et les pays émergents. Ainsi, le présent mémoire adresse la question de recherche suivante : **Quel est l'impact du sentiment des investisseurs sur la volatilité des marchés boursiers ?**

Le présent mémoire s'organise comme suit : dans la deuxième section nous présentons la théorie de l'efficacité du marché, son origine et son évolution, et l'approche de la finance comportementale et, plus précisément, le sentiment des investisseurs. La troisième section présente les apports théoriques nécessaires pour cadrer le contexte du sentiment des investisseurs, ses mesures ainsi que le cadre empirique de son impact sur la volatilité des marchés boursiers. La quatrième section aborde les hypothèses de la recherche. Dans la cinquième section, nous présentons les données. La sixième section décrit la méthodologie. La septième section est consacrée à la présentation et l'analyse des résultats. Enfin, nous concluons, dans la huitième section, par une synthèse générale de nos principaux résultats et les limites de notre étude.

2- La théorie de l'efficience via l'approche comportementale

La théorie de l'efficience suppose la rationalité des agents tant dans leurs comportements que dans leurs anticipations. Cependant les décisions des investisseurs ne peuvent pas être complètement rationnelles, ainsi la théorie de l'efficience reste incapable d'expliquer certaines anomalies sur le marché.

La finance comportementale vient mettre l'accent sur certaines anomalies présentes sur le marché. Ce nouveau concept étudie le comportement de l'investisseur sur le marché financier à travers différents biais psychologiques (Tversky et Kahneman, 1974).

2.1 La théorie de l'efficience; origine et limites

Depuis la définition de Fama (1965), le concept d'efficience admet plusieurs définitions conduisant à différentes descriptions des marchés financiers. Selon sa définition, un marché est efficient dans le sens informationnel si les prix des actifs négociés sur ce marché reflètent instantanément toutes les informations disponibles.

L'efficience suppose que les investisseurs peuvent maximiser le gain qu'ils peuvent réaliser pour un niveau de risque donné ou minimiser le risque pour un niveau de gain donné. Elle implique ainsi que tous les investisseurs peuvent bénéficier de la même information en même temps pour pouvoir agir immédiatement sur le marché dans les conditions identiques sans que cela crée pour eux des coûts additionnels de gestion. Fama (1965) identifie trois types de tests pour vérifier empiriquement si les marchés financiers sont efficients : les tests de forme faible, les tests de forme semi-forte et les tests de forme forte.

Après la modélisation de l'hypothèse de l'efficience de Fama (1991), diverses critiques sont avancées à la théorie de l'efficience. Ces difficultés peuvent être subdivisées en difficultés théoriques sous-jacentes aux hypothèses de base de la notion d'efficience et en difficultés empiriques se rattachant aux tests statistiques.

2.1.1 Les difficultés théoriques

L'une des hypothèses fondamentales de la théorie de l'efficience des marchés financiers est que les agents ou investisseurs sont homogènes. Cette dernière fortement critiquée par Arrow (1987), qui soutient que l'existence de différence d'information (non privilégiée) entre les agents économiques est une cause importante des échanges. Nous distinguons les agents informés et les agents non informés, les agents rationnels et non rationnels et les agents chartistes et les agents fondamentaux.

L'hypothèse d'anticipations rationnelles stipule que les agents prennent leurs décisions en se basant sur la loi vraie du système dans lequel ils se trouvent (Mignon, 1998). Sur le marché financier, il existe deux grandes catégories d'analystes qui sont les fundamentalistes et les chartistes. Toutefois, dans les hypothèses de bases énoncées, les agents utilisent la même loi pour formuler leur anticipation. Cette pensée paraît donc limiter de façon considérable, voire éliminer totalement, le champ d'application des anticipations rationnelles (Phelps, 1987).

Un marché efficient est un marché sur lequel les prix reflètent toute l'information disponible où les agents ont un comportement et des anticipations rationnels (Fama, 1965). Cependant, si les prix reflètent toute l'information disponible et si les agents agissent rationnellement, il s'ensuit une disparition du marché. En effet, sous ces conditions, il n'y aura pas d'échange puisque tous les investisseurs vont vouloir vendre les titres dont le prix va baisser et acheter ceux dont le prix va croître. Il apparaît ainsi une contradiction sous-jacente à la définition même de l'efficience (Keim et Stambaugh, 1984).

2.1.2 Les difficultés empiriques et les mécanismes contrariant l'efficience

Loin du concept d'efficience, divers mécanismes ou phénomènes sur les marchés remettent en question le fonctionnement théorique d'un marché. French (1980) avance une anomalie cyclique, dite « l'effet fin de semaine », se rattachant à la rentabilité observée des actifs en fin de semaine. En effet, il constate que la rentabilité moyenne du portefeuille composite S&P est significativement négative pendant les weekends sur la période (1953-

1977). De plus, il remarque que la rentabilité négative de lundi se reporte au mardi lorsque le lundi est un jour férié.

Rozeff et Kinney (1976) montrent que les rendements d'un investissement en action sont plus élevés en janvier que les mois restants. Cette anomalie est souvent désignée par l'effet fin d'année. D'après cette étude la particularité la plus remarquable est la moyenne élevée des distributions du mois de janvier en comparaison avec les autres mois.

D'après Ariel (1987), les actions semblent avoir un rendement positif au cours de la première moitié du mois et un rendement nul durant la seconde moitié du mois. L'effet fin de mois peut également être lié à la présence de l'effet janvier. Si l'effet janvier est important, il peut influencer les données statistiques des autres mois, créant ainsi un effet "fin de mois" totalement virtuel. Pour anticiper ce genre d'argument, Ariel (1987) examine également la relation pouvant exister entre la taille de l'entreprise et l'effet fin de mois. L'auteur conclut que l'effet fin de mois est plus prononcé pour les petites entreprises que pour les grandes entreprises. L'existence d'un écart entre la valeur observée et la valeur anticipée de prix engendre des informations nouvelles ce qui est donc synonyme d'une inefficience des marchés. En outre, l'éclatement des bulles résultant de l'irrationalité des agents, à savoir les bulles rationnelles, informationnelles et irrationnelles (Siegel, 2003).

2.2 L'approche de la finance comportementale

2.2.1 La finance comportementale : son apport et son émergence

La difficulté de réconcilier le comportement des investisseurs avec la prédictibilité des modèles standards de la finance ou la rationalité va conduire à l'émergence d'une autre revue de la littérature portant sur un autre pilier central de la finance à savoir l'irrationalité des agents. La finance comportementale ouvre de nouvelles voies tout à fait négligées par la théorie d'efficience des marchés financiers. Cette expansion du champ d'étude se focalise spécifiquement sur le comportement des investisseurs que l'on imagine doter de rationalités et de finalités différentes de celles de l'individu tel que décrit par Von Neuman et Morgenstern (2007).

La finance comportementale est définie comme étant une sous discipline de la science économique comportementale et la finance qui incorpore les conclusions de la psychologie et de la sociologie dans ses théories. Les modèles de la finance comportementale sont développés afin d'expliquer le comportement irrationnel de l'investisseur ou les anomalies de marché lorsque les modèles standards ne fournissent pas des explications économiquement satisfaisantes. Afin de développer cette théorie ainsi que ses contributions en théorie financières, il est nécessaire au préalable de comprendre l'origine de la controverse, en se focalisant sur le passage de la théorie financière traditionnelle basée sur une approche néoclassique à une approche comportementale introduisant le comportement irrationnel des investisseurs (Corzo et al., 2014).

Le principe d'arbitrage, initié par Ross (1976), consiste à effectuer deux opérations simultanées sur deux actifs ayant des caractéristiques similaires, c'est-à-dire étroitement substituables à des prix différents. Il découle de cette définition que la clé de voûte de toute opération d'arbitrage est le substitut parfait. Toutefois, la réalité est complètement différente et les substituts parfaits sont rarissimes (Barberis et Thaler, 2003).

La finance comportementale rejette l'idée du substitut parfait et affirme que l'arbitrage n'est pas dénué de tout risque. En effet, certaines études (Evstigneev et al., 2006; Shiller, 2001) montrent que les investisseurs irrationnels, contrairement aux arbitragistes, peuvent provoquer la déviation du prix d'un titre de sa valeur fondamentale. Ce risque introduit pour la première fois par De Long et al (1990) est appelé « *noises trader risk* ». En outre, Abreu et Brunnermeier (2002), mettent en exergue le risque de synchronisation. Ils affirment qu'aucun arbitragiste n'est en mesure de savoir quand le déséquilibre prendra fin et quand l'écart entre la valeur intrinsèque et le prix de l'actif se corrigera.

2.3 La psychologie de l'investisseur

Le comportement des acteurs des marchés financiers peut être affecté par un ensemble de phénomènes ; nous pouvons en citer à titre d'exemple, des simplifications heuristiques observées sur des sujets, ou encore, des aptitudes à séparer les décisions en fonction d'une référence dont la pertinence n'est pas avérée. Ces aspects de raisonnement sont susceptibles d'influencer la décision des investisseurs (Shafir et al., 1997). Lorsque les individus en

situation de décision sont capables de s'autopersuader, leurs aptitudes personnelles sont supérieures à la moyenne. Ce qui produit des comportements de trop grande confiance en soi (Odean, 1998; Barber et Odean, 2000).

Un biais cognitif est défini comme étant une erreur dans le comportement adopté face à une situation donnée résultante d'une faille ou d'une faiblesse dans le traitement des informations disponibles et/ou la prise de décision. Les décisions prises sont alors régies par des règles simplifiées (ou heuristiques) que les psychologues tentent de mettre en lumière. Face à des choix, l'utilisation de ces heuristiques conduit les individus à des comportements parfois éloignés de ce que prédit la théorie des probabilités (Dyèvre, 2015).

2.3.1 L'excès de confiance :

L'un des biais comportementaux les plus étudiés dans la littérature est l'excès de confiance. Sur le marché boursier, il se traduit par une mauvaise utilisation de l'information disponible et par une multiplication des transactions (De Bondt et Thaler, 1995).

D'après Nofsinger (2005), l'excès de confiance pousse les individus à surestimer leurs capacités intellectuelles, à sous-estimer les risques et à exagérer leur aptitude à contrôler les événements. Barber et Odean (1999) démontrent que les individus sont non seulement sur-confiants par rapport à leurs prévisions basées sur leur propre information privée, mais aussi quant à leur capacité à interpréter cette information. Être en excès de confiance par rapport à ses habiletés et à la précision de sa propre information tend à négliger les actions des autres agents sur le marché.

2.3.2 La peur des regrets et la myopie

La peur des regrets est à l'origine du comportement grégaire, elle se réfère à la tendance des investisseurs à agir de manière à éviter d'éprouver des regrets à la suite d'une mauvaise décision d'investissement. Cela implique une sensation de responsabilité concernant la décision qui a conduit à une perte financière (Cacciotti et Hayton, 2015).

La myopie de l'investisseur se manifeste par la peur de perdre de l'argent et l'impuissance qui en découle de combattre aux événements à court terme, et de garder une

perspective à long terme. Les investisseurs se centralisent parfois trop intensément sur les évènements journaliers qui se déroulent sur le marché et sur la crainte de perdre de l'argent que peut engendrer la volatilité du marché. Nous n'octroyons pas le même poids aux gains et aux pertes ; une perte semblera plus regrettable que ne sera convenable un gain identique. Dans l'ensemble, les gens orientent leurs décisions financières sur l'inquiétude de pertes que sur l'espoir de gains.²

2.3.3 Les biais heuristiques de représentativité et d'ancrage

La représentativité est un mécanisme que le cerveau utilise afin de catégoriser rapidement les choses ; ce raccourci mental peut biaiser l'analyse correcte d'une nouvelle information. Elle amène les agents à surestimer la probabilité d'un évènement (Tversky et Kahneman, 1994; Barberis et al., 1998; Frankel et Kothari, 2004).

L'ancrage est un processus mental utilisé par le cerveau pour résoudre des problèmes complexes. Les agents partent d'un point de départ initial pour former leurs estimations, puis ils effectuent des ajustements nécessaires. Cependant, les études montrent que les individus « ancrent » trop sur la valeur initiale ce qui signifie que le point de référence influence significativement leurs estimations. Ainsi, l'ancrage peut également entraîner une mauvaise évaluation des actifs par le biais de la sous-réaction à la nouvelle information positive (Barberis et Thaler, 2001).

2.3.4 Les biais relatifs aux préférences

D'après Starmer (2000), les préférences dépendent, dans une large mesure, de la manière dont elles sont présentées aux agents avec un problème de décision. Les études examinant la révision des préférences aboutissent à la formulation de certaines théories dont la plus célèbre en finance est la théorie des perspectives de Kahnemann et Tversky (1979). Dans cette théorie, les agents établissent leur fonction de préférence en tenant compte à la fois des gains potentiels et des pertes potentielles, ils présentent ainsi une aversion pour les

² L'article "what is Behavioral Finance", Business Education and Technology Journal Fall 2000. Voir le lien, https://www.researchgate.net/publication/234163799_What_Is_Behavioral_Finance.

pertes. Les gains sont associés à une utilité positive tandis que les pertes sont associées à une utilité négative.

2.3.5 Le sentiment des investisseurs

Les études antérieures définissent le sentiment comme l'ensemble des attentes des investisseurs qui ne sont pas justifiées par les fondamentaux économiques (Lemmon et Portniaguina, 2006; Baker et Wurgler, 2007). Cela signifie que le sentiment de l'investisseur représente un niveau d'optimisme ou de pessimisme qui va au-delà de ce qui peut être expliqué par les indicateurs fondamentaux. Il peut être défini également comme l'opinion des investisseurs, le plus souvent influencée par les émotions, sur les rendements futurs et les risques d'investissement (Chang et al., 2009).

3- Revue de la littérature

3.1 Les mesures de sentiment des investisseurs

Le sentiment de l'investisseur n'est pas directement observable du fait de son caractère subjectif et individuel. Il n'existe donc pas de mesure unique ni universelle du sentiment de l'investisseur (Shleifer et Summers, 1990).

Selon Broihane et al. (2004), l'expression « sentiment de l'investisseur » regroupe l'ensemble des phénomènes comportementaux susceptibles d'expliquer comment les investisseurs forment les croyances à partir desquelles ils évaluent les titres. L'apport de ces modélisations est essentiellement de montrer qu'une information, qu'elle soit de nature privée ou publique, est traitée et interprétée différemment par des agents sujets aux biais comportementaux.

Une définition plus précise est donnée par Brown et Cliff (2004) qui associent le sentiment de l'investisseur à son optimisme ou son pessimisme excessif. Selon ces auteurs un investisseur optimiste (pessimiste) s'attend à ce que les rendements soient supérieurs (inférieurs) à la moyenne, quelques soit cette moyenne.

Shefrin et Statman (2005) affirment que le terme « sentiment » en finance est synonyme d'erreur. Lorsque les tenants de la finance comportementale évoquent le terme « sentiment », ils entendent dire les erreurs agrégées des investisseurs qui se manifestent dans les prix des titres.

Dans le même ordre d'idée, Baker et Wurgler (2006) expliquent la propension à spéculer de l'optimisme ou de pessimisme sur un actif donné. Selon ces auteurs, définir le sentiment consiste à identifier si un investisseur qui est optimiste (pessimiste) sans avoir de bonnes (mauvaises) raisons économiques pour l'être.

Différentes méthodes développées dans la littérature pour évaluer le sentiment de l'investisseur. Deux grandes familles peuvent être distinguées : les mesures directes et les mesures indirectes.

3.1.1 Les mesures directes

Ces mesures supposent que certaines variables neutres et non liées à l'économie, telles que les sondages d'opinions, les requêtes et les recherches sur Internet, peuvent fournir des informations sur le sentiment des investisseurs. De nombreuses enquêtes existent, essentiellement aux États-Unis, et ont fait l'objet de plusieurs études empiriques dans la littérature financière.

Solt et Statman (1988) vérifient l'impact de l'indice de sentiment issu de l'enquête « *Investors Intelligence* » sur le Dow Jones et ils enregistrent que le sentiment n'est pas un indicateur fiable pour réaliser des transactions sur le marché boursier. En conséquence, il n'existe pas de relation significative entre le sentiment de l'investisseur et l'indice boursier américain. Clark et Statman (1998) font le même test sur l'indice boursier américain S&P500 sur les périodes 1963-1995 et confirment le résultat trouvé par Solt et Statman (1988).

De Bondt (1993) montre une relation négative significative entre les rentabilités futures et l'indice de sentiment publié par l'association américaine des Investisseurs individuels et, ce qui est contradictoire avec les résultats des études précédentes. Otoo (1999) examine la relation entre le sentiment de l'investisseur et les indices de confiance des consommateurs et il remarque une relation simultanée significative entre les rentabilités de l'indice *Wilshire* 5000 sur la période 1980-1999 et les évolutions de l'indice de confiance de l'université du Michigan, ainsi, les tests de causalité montrent que les mouvements du marché simulent le sentiment de l'investisseur. Bertrand et Mullainathan (2001), Lee et al. (1991) et Dorn (2009) suggèrent d'utiliser des indicateurs indirects en raison des questions mal comprises, et les biais de non-réponse.

Fisher et Statman (2003) concluent dans leur étude la possibilité de prédire avec crédibilité les rentabilités par les indices de confiance des consommateurs. En effet, il existe une forte relation négative entre les indices de confiance et les rentabilités des petites capitalisations boursières à court terme. Ce résultat est contradictoire avec Otoo (1999), mais confirme l'approche comportementale qui stipule que le sentiment de l'investisseur individuel prétend surtout les titres détenus par les particuliers, en l'occurrence les petites

capitalisations boursières. Qiu et Welch (2005), Lemmon et Portniaguina (2006) confirment les résultats trouvés par Fisher et Statman (2003).

Bien que plusieurs études (Brown et Cliff, 2004; 2005), reposent sur des enquêtes pour mesurer le sentiment des investisseurs, l'utilisation des enquêtes peut également être problématique en raison des réponses inexactes. Schmeling (2009) utilise l'indicateur de confiance des consommateurs comme mesure du sentiment des investisseurs individuels et examine son effet sur les rendements boursiers à l'échelle internationale. Ho et Hung (2009) utilisent trois indices : l'indice de confiance des consommateurs « *Board* », l'indice d'intelligence des investisseurs et l'indice de confiance des consommateurs de l'université du Michigan, pour mesurer le sentiment des investisseurs.

Da et al. (2015, a) utilisent le volume de recherches sur Internet pour évaluer l'attention que les investisseurs portent à certains titres. Ils montrent que les recherches sur Internet ne sont pas sujettes à la manipulation, car les utilisateurs effectuent des requêtes sans arrière-pensées. Les investisseurs effectuent des recherches sur un titre lorsqu'ils s'y intéressent réellement.

De plus, Da et al. (2011) montrent selon une perspective plus globale que la mesure basée sur les volumes de recherches liées au contexte économique et au marché dans son ensemble reflète le sentiment des investisseurs individuels, en particulier ceux qui sont moins sophistiqués. Ils constatent également que cette mesure du sentiment est un prédicteur fiable des rendements boursiers, de la volatilité du marché et des flux de fonds mutuels. Loughran et McDonald (2016) et Fang et al. (2021) indiquent que les messages publiés sur Internet par les investisseurs peuvent être courts et informels, ce qui pourrait rendre l'analyse difficile et conduire à des résultats inexacts.

Bank et al. (2011), dans une étude portant sur le marché allemand, observent que l'augmentation des recherches sur Internet est associée à une hausse de la liquidité et du volume des transactions sur les titres allemands. Ces résultats soutiennent l'hypothèse selon laquelle les volumes de requêtes peuvent servir de mesure de l'attention des investisseurs.

Beer et Zouaoui (2013) adoptent une approche qui résout la plupart des problèmes associés aux mesures traditionnelles du sentiment des investisseurs. Leur méthode permet de collecter rapidement des données quasi en temps réel provenant de dizaines de milliers, voire de millions d'individus, tandis que les enquêtes directes traditionnelles sont généralement limitées à quelques milliers de répondants. De plus, cette mesure n'est pas influencée par le marché financier ou l'activité économique, ce qui renforce sa pertinence.

Renault (2017) analyse les messages publiés sur la plateforme de médias sociaux « StockTwits » pour construire un indicateur de sentiment. Ils trouvent que le sentiment des investisseurs prévoit les rendements intra journaliers des indices boursiers. Cependant, Kim et al. (2014) utilisent plus de 32 millions de messages sur 91 entreprises postés sur le forum de « Yahoo Finance » pour mesurer le sentiment des investisseurs et ne trouvent aucune preuve que le sentiment des investisseurs prévoit les rendements futurs des actions.

Liang et al. (2020) construisent trois indices de sentiment des investisseurs et constatent que les actualités des médias diffusées sur Internet peut améliorer la précision des prévisions à moyen et long terme sur le marché boursier chinois. Smales (2021) et Tripathi et Pandey (2021) utilisent le sentiment des investisseurs mesuré par le comportement de recherche sur Internet pour explorer la relation entre le sentiment des investisseurs et la volatilité des actions pendant la pandémie de COVID-19.

3.1.2 Les mesures indirectes

Bien que différents pays publient une similitude de données statistiques pour leurs marchés boursiers, les marchés fonctionnent de manières différentes. Par conséquent, différentes variables indirectes doivent être prises en compte dans la construction de l'indice du sentiment des investisseurs (Zweig 1973; Lee et al., 1991; Wurgler et al., 2009 ; Brown et Cliff, 2004).

La méthode indirecte suppose que certaines variables financières et économiques contiennent des anticipations non justifiées par une approche fondamentale, telle que le nombre des introductions en bourse, la rentabilité initiale des entreprises nouvellement introduites, la décote des fonds fermés, la prime de volatilité et la prime de dividende (Baker et Wurgler, 2006; 2007).

Zweig (1973) et Lee et al. (1991) constatent que si les fonds à capital fixe sont détenus de manière disproportionnée par les investisseurs particuliers. Selon ces auteurs, la décote moyenne peut être un indice de sentiment. Ainsi, elle augmente lorsque les investisseurs particuliers sont pessimistes. Shleifer et Thaler (1991) montrent que la décote des fonds fermés influence les rentabilités des titres détenus essentiellement par des particuliers et que les parts des fonds fermés américains se remplacent avec une décote par rapport à la valeur de leur portefeuille sous-jacent. Ils trouvent ainsi que la décote diminue lorsque les prix des titres des petites capitalisations boursières augmentent et vice versa.

Cependant, Elton et al. (1998) remarquent que la décote des fonds fermés ne contribue pas dans le processus d'évolution des rentabilités. L'existence des primes ainsi que les larges flottements des décotes au cours du temps ne trouvent aucune justification dans la théorie d'efficience. Dimson et Marsh (1999) présentent des explications comportementales afin d'améliorer l'interprétation du phénomène des fonds fermés.

Plusieurs études (Shleifer et Thaler, 1991; Helwege et Liang, 1996; Rajan et Servaes, 1997) montrent que le volume des introductions sur le marché boursier est positivement associé au sentiment des investisseurs et que les introductions en bourse sont très délicates à l'état moral des investisseurs. Lorsque les investisseurs sont optimistes, ils sont plus intéressés à surpayer les titres nouvellement introduits en bourse et par conséquent, plus d'entreprises seront encouragées à s'introduire (Lowry, 1999; Baker et Wurgler, 2006; Cornelli, et al., 2006).

Whaley (2000) et Giot (2005) utilisent le VIX comme indicateur de sentiment et signalent une forte relation négative entre le sentiment et les rendements. Simon et Wiggins (2001) étudient le rôle de sentiment dans la prévision des rendements boursiers futurs. Ils utilisent dans leur étude trois indicateurs pour structurer une mesure composée, tels que le VIX, le ratio put-call et l'indice de trading boursier développé par Arms (1970). Les résultats empiriques montrent que ces variables, dans diverses spécifications, ont fréquemment un pouvoir de prévision statistiquement et économiquement significatif.

Le volume de transactions peut être considéré comme un indice de sentiment des investisseurs. Baker et Stein (2004) notent que si la vente à découvert est plus couteuse que l'ouverture et la fermeture des positions longues, les investisseurs irrationnels sont plus

inclinés à négocier, et donc accroître la liquidité. Il ajoute qu'ils investissent sur des actions à la hausse, et parient plutôt sur des actions à la baisse quand ils sont pessimistes. Scheinkman et Xiong (2003) trouvent aussi que le volume des transactions de la Bourse de New York, est un indicateur approximatif pour mesurer le sentiment.

Jun et al. (2003) et Dey (2005) utilisent le taux de rotation comme une mesure de sentiment. En effet, le taux de rotation est calculé comme le rapport du volume des transactions sur le nombre d'actions en circulation et mesure la liquidité du marché. De même, Ho & Hung (2009) utilise le taux de rotation comme mesure du sentiment indirecte pour évaluer l'impact des investisseurs sur les rendements du marché boursier.

Dey (2005) observe que les investisseurs s'attendent à des rendements des marchés plus élevés. Il constate ainsi que le ratio de rotation, en tant qu'indicateur du sentiment des investisseurs, peut refléter l'opinion des investisseurs sur les rendements futurs du marché. Autrement dit, si le ratio de rotation est trop faible ou trop élevé, cela peut suggérer que le marché est surévalué ou sous-évalué. Dans le même sens, Bris et al. (2007) trouvent que, dans un marché de ventes à découvert, un sentiment des investisseurs positif accroît la liquidité.

Étant donné la disponibilité des données des fonds, les flux de fonds nets sont proposés comme un indicateur de sentiment par certaines études (Frazzini et Lamont, 2008; Indro, 2004). Brown et al. (2002) proposent une mesure globale du sentiment basée sur les flux de fonds nets. Warther (1995) constate que les investisseurs de fonds suivent les investissements ayant des rendements récents élevés. Frazzini et Lamont (2006) trouvent que les investisseurs individuels achètent des fonds mutuels en période de forte confiance. Ils constatent ainsi que lorsque les fonds détenant une action particulière reçoivent des flux importants, la performance ultérieure de cette action est relativement médiocre.

Baker et Wurgler (2004a, b) trouvent que la prime de dividende peut être liée au sentiment. Ils définissent cette prime comme la différence entre les ratios moyens de la valeur marchande à la valeur comptable des entreprises qui distribuent des dividendes et de celles qui n'en versent pas. La prime de dividende explique bien les principales tendances historiques de la propension des entreprises à verser des dividendes.

Lorsque les dividendes sont à un niveau élevé, les entreprises sont plus susceptibles de les verser, et le sont moins lorsque les dividendes sont à un niveau bas. En d'autres termes, les entreprises semblent réagir au sentiment général envers la "sécurité" lorsqu'elles prennent des décisions concernant les distributions de dividendes (Fama et French, 2001).

De même, Huxley (2007) constate que les actions à rendement élevé sont moins volatiles. Par conséquent, l'exclusion des dividendes peut avoir un impact sur les résultats obtenus. Anderson et Brooks (2014) documentent également que l'exclusion des dividendes altère non seulement la valeur réelle des actions, mais peut également fournir une mesure inappropriée du risque.

Le ratio put-call est un autre indicateur de sentiment, mesuré comme le rapport entre les transactions des options de vente et des options d'achat sur Nifty (Brown et Cliff, 2004). Un ratio élevé (faible) indique un sentiment de tendance haussière (baissière) sur le marché. L'intégration de ce ratio pour mesurer l'indice de sentiment fournit des résultats plus précis, car il reflète les attentes des investisseurs sur le marché. Lorsque investisseurs s'attendent à une tendance baissière, ils essaient de protéger leurs positions (Finter et Ruenzi, 2012).

3.2 L'effet de sentiment sur la volatilité des marchés

Les marchés financiers internationaux sont caractérisés par la persistance de la volatilité des indices sur les principales places financières. Cet excès de volatilité de grandeurs macro financières suscite certains économistes à chercher les facteurs qui peuvent avoir un impact sur la volatilité des marchés et met en doute la notion de rationalité des investisseurs. Même si un nombre croissant des études (Fang et al., 2021; Han et Li, 2017; Yu et Yuan, 2011) explore les relations entre le sentiment des investisseurs et les rendements du marché, les études axées sur l'impact du sentiment des investisseurs sur la volatilité du marché boursier restent modestes.

Dans ce cadre, des études récentes (Sprenger et al., 2014; Sayim et Rahman, 2015a, 2015b; Lin et al., 2018) analysent l'impact du sentiment des investisseurs sur la volatilité des marchés financiers.

Lee et al. (1991) démontrent que le sentiment de l'investisseur individuel, mesuré par la décote des fonds fermés, intervient dans le processus de génération des rendements des titres à petite capitalisation. Neal et Wheatley (1998) utilisent trois indicateurs indirects pour mesurer le sentiment des investisseurs individuels : la décote des fonds fermés, le ratio de souscriptions nettes sur actif total des fonds mutuels et le ratio de ventes par rapport aux achats des transactions boursières de moins de 100 actions. Ils trouvent un lien entre les deux premiers indicateurs et les rentabilités des petites valeurs et montrent que seul le ratio lié aux souscriptions de fonds mutuels garde une capacité à prévoir les rentabilités.

En examinant les cinquante plus fortes variations de cours aux États-Unis après la Deuxième Guerre mondiale, Cutler et al. (1991) constatent que les mouvements les plus importants sur les marchés d'actions sont constatés au cours des séances boursières durant lesquelles aucune annonce macroéconomique n'est diffusée. Dans le même esprit, Shiller (2000) met en évidence une volatilité des prix de marché largement supérieur à celle des indicateurs fondamentaux censés déterminer la valeur intrinsèque des actifs.

De leur côté, Hirshleifer et Shumway (2003) mettent en évidence l'impact d'une variable exogène sur les marchés boursiers telle que les conditions météorologiques. Ils observent une corrélation significative entre le niveau d'ensoleillement et les rendements journaliers des actions. Dans la même optique, Edmans et al. (2006) parviennent à des conclusions similaires en s'appuyant sur les résultats des matchs de football.

Brown et Cliff (2005) prouvent que la mauvaise évaluation des titres est positivement corrélée à l'indicateur direct de sentiment « *Investors Intelligence* ». En outre, ils observent que les périodes caractérisées par un optimisme (pessimisme) excessif sont suivies par de faibles (fortes) performances. Baker et Wurgler (2006, 2007) aboutissent à des résultats similaires en utilisant une mesure composite du sentiment. Leur indice est calculé par une combinaison linéaire de six variables : la décote des fonds fermés, le volume des transactions sur bourse de New York, le volume des introductions en bourse, la rentabilité initiale moyenne du premier jour après l'introduction, la part des émissions d'actions et la prime de dividendes.

Chuang et al. (2010) constatent que les changements dans le sentiment des investisseurs, mesurés par le volume de transactions, influencent de manière significative la volatilité du marché boursier de Taïwan. Les périodes de sentiment haussières sont caractérisées par une augmentation du volume de transactions et affectent ainsi la volatilité du marché. Dans le même sens, et en raison du comportement de troupeau, les investisseurs irrationnels négocient en collaboration, ce qui entraîne une augmentation rapide des volumes de transactions et une augmentation de la volatilité du marché (Blasco et al., 2018; Hudson et al., 2018).

Les conclusions de Chuang et al. (2010) sont cohérentes avec les résultats de Uygur et Taş (2014) selon lesquels le sentiment affecte significativement la volatilité des marchés boursiers américains, japonais, britanniques, français, allemands et turcs.

Ben-Rephael et al. (2012) utilisent le volume des arbitrages entre les fonds obligataires et les fonds investis en actions pour mesurer le sentiment des investisseurs. Leurs résultats mettent en évidence une corrélation entre cet indicateur et les rendements excédentaires du marché boursier. De plus, ils observent que 85 % de ces rendements se résorbe dans les 4 mois suivants.

Smith (2012) constate que les volumes de recherches effectuées sur Google avec les mots-clés « crise économique » et « crise financière » permettent de prédire de manière fiable l'évolution future de la volatilité des taux de change. Baker et coll. (2012) constatent que le sentiment des investisseurs, mesuré par le biais des flux de capitaux privés, joue un rôle essentiel dans la volatilité des marchés de sept pays développés.

De même, Aouadi et al. (2013), Dimpfl et Jank (2015) montrent que les volumes de requêtes de recherche peuvent être utilisés pour prédire la volatilité du marché boursier. Sprenger et al. (2014) trouvent que le sentiment, exprimé par les messages sur les plateformes de réseaux sociaux, affecte de manière significative les rendements des actions et que le volume des messages possède un impact sur la volatilité.

Sayim et Rahman (2015) constatent que les changements inattendus du sentiment des investisseurs ont un impact positif significatif sur les rendements et un effet négatif

significatif sur la volatilité. Cela indique que l'optimisme crée des attentes positives et réduit la volatilité du marché.

Sayim et Rahman (2015, b) trouvent un effet significatif de « *spillover* » du sentiment des investisseurs américains sur les rendements et constatent que l'impact du sentiment institutionnel étant plus important sur la volatilité du marché financier en Turquie que celui du sentiment individuel. Bahloul et Bouri (2016) constatent que le sentiment, basé sur la position et la catégorie des investisseurs, est positivement lié à la volatilité des prix sur treize grands marchés à terme aux États-Unis et que le sentiment déstabilise ces marchés. Ils trouvent que la mauvaise tarification qui se produit pendant les périodes de sentiment élevé en raison de l'impact accru des investisseurs irrationnels conduit à une augmentation de la volatilité du marché.

Selon Devault et al. (2019), les investisseurs bruiteurs passent des actions plus sûres à des actions plus spéculatives lorsque le sentiment augmente. Ainsi, Lee et al. (2002) expliquent que le changement de sentiment des investisseurs est négativement lié à la volatilité.

Kim et al. (2019) constatent que le sentiment des investisseurs devient pessimiste avant la publication de mauvaises nouvelles, ce qui affecte de manière significative la réaction des rendements des actions aux annonces de dégradation sur le marché boursier coréen.

Rupande et al. (2019) signalent une connexion significative entre le sentiment des investisseurs et la volatilité des rendements des actions en Afrique du Sud. Reis et Pinho (2020a) établissent un lien entre leur indice de sentiment mondial et la volatilité conditionnelle du marché sur les marchés européens et américains. Monin (2019) utilise l'indice de stress financier développé par l'office américain de recherches financières. L'étude montre que cet indice identifie les événements de stress financier et peut prédire les changements de l'activité économique.

Des études récentes (Smales, 2021; Tripathi et Pandey, 2021) se concentrent sur la relation entre le sentiment des investisseurs et la volatilité pendant les périodes de turbulence telles que la période de la COVID-19. Ces auteurs utilisent le sentiment des investisseurs mesuré par le volume de recherche sur Internet pour explorer la relation entre

le sentiment des investisseurs et la volatilité des actions pendant la pandémie de la COVID-19 et trouvent des relations économiquement et statistiquement significatives.

Dans le même contexte, Zhang et al. (2021), en se basant sur volume de recherche Google portant sur les questions relatives à la pandémie COVID-19, montrent que le sentiment des investisseurs possède une capacité prédictive significative sur la volatilité future des actions.

Dans le même sens, Wang et al. (2022) confirment l'impact conditionnel du sentiment des investisseurs sur les rendements des actions via des indicateurs directs et indirects : les phases haussières ou les changements optimistes dans le sentiment des investisseurs augmentent les rendements des actions, tandis que dans les phases baissières ou des changements pessimistes diminuent les rendements des actions.

Chakraborty et Subramaniam (2020), en étudiant l'impact du sentiment des investisseurs sur le marché boursier indien, utilisent l'indice du climat du marché (MMI) et l'indice de sentiment des consommateurs (CSI) comme mesure de sentiment. L'étude révèle que le sens de la causalité entre l'indice du climat du marché et la volatilité est négatif, indiquant que des sentiments élevés, réduisent la volatilité future. En revanche, la relation de causalité entre l'indice de sentiment des consommateurs et la volatilité est significativement positive.

Alomari et al. (2021) constatent l'effet significatif des sentiments, mesurés par les actualités publiées sur les réseaux sociaux, sur la volatilité du marché boursier britannique. Gong et al. (2022) construisent un indicateur de sentiment des investisseurs basé sur un modèle d'équations structurelles à variables latentes, et étudient comment les mesures de sentiment des investisseurs affectent la volatilité réalisée future des actions sur le marché financier chinois. Ils trouvent que leur indice de sentiment prédit la volatilité à la fois en période de crise qu'en période normale.

3.3 L'apport du sentiment de l'investisseur dans l'explication des crises boursières

Même s'il existe une littérature abondante sur ce sujet, plusieurs voies de recherche restent à explorer. En particulier, le lien entre le sentiment de l'investisseur et les crises boursières

qui demeure une question empirique entièrement ouverte. Une crise boursière peut être définie comme une évolution rapide et de grande ampleur des cours d'un titre ou d'un indice à la baisse (Zouaoui et al., 2011).

Shiller (1987) réalise une enquête auprès d'investisseurs peu de temps après la crise boursière de 1987. L'auteur trouve que la chute spectaculaire des cours boursiers est attribuée à l'état d'esprit psychologique des investisseurs plutôt qu'à la diffusion de nouvelles informations concernant les fondamentaux tels que les bénéfices ou les taux d'intérêt.

De manière similaire, Siegel (1992) observe que les facteurs fondamentaux ne peuvent pas expliquer le comportement des prix avant, après ou durant la période du krach de 1987. Il démontre que ni les variations des taux d'intérêt ni les anticipations des bénéfices futurs ne peuvent expliquer l'augmentation excessive des prix en début d'année 1987, suivie de leur chute dramatique en octobre de la même année. Cependant, il constate que, durant cette période de krach, le sentiment des investisseurs est fortement corrélé avec les fluctuations de S&P 500.

Des études antérieures (Fisher et Statman, 2000; Brown et Cliff, 2004; Baker et Wurgler, 2007) testent plutôt la capacité des indicateurs de sentiment à prévoir les cours boursiers dans les périodes tranquilles ou agrégées. Cependant, peu d'études (White, 1990; De Long et Shleifer, 1991; Shiller, 2000) relient directement les indicateurs de sentiment aux crises boursières, bien que les fluctuations du sentiment des investisseurs soient souvent évoquées comme un facteur pouvant expliquer les crises boursières.

Le sentiment peut jouer un rôle encore plus critique dans la volatilité pendant les crises boursières. Cela peut principalement être attribué à la forte incertitude qui accompagne ces crises, car les investisseurs ont recours à leurs sentiments ou croyances lorsqu'ils prennent des décisions d'investissement. Garcia (2013) constate que le sentiment suscité par le contenu des actualités a une relation significative avec les rendements boursiers, en particulier pendant les récessions.

Green et Hudson (2015) constatent que le sentiment des investisseurs aux États-Unis est hautement significatif pour expliquer les rendements des actions au Royaume-Uni. Ils

trouvent également que le sentiment est un déterminant plus important des rendements dans la période qui précède immédiatement une crise qu'à d'autres moments.

Dash et Maitra (2017) documentent un co-mouvement entre le sentiment et la volatilité pendant les crises que pendant les périodes calmes sur le marché boursier indien. De même, Mathieu (2016) montre que l'influence du sentiment des investisseurs sur la volatilité des rendements des sociétés d'investissement immobilier (REITs) et du S&P 500 est plus grande pendant les crises financières. Maghyreh et Abdoh (2020) constatent que l'interdépendance entre les sentiments des investisseurs et les rendements des matières premières diffère selon le quantile de rendement et la fréquence temporelle.

3.4 L'impact des facteurs macroéconomiques sur la volatilité boursière

La littérature récente montre que l'utilisation de données macroéconomiques et financières peut améliorer les modèles standards de prévision de la volatilité. Le lien entre la volatilité des marchés financiers et les fondamentaux macroéconomiques est largement étudié dans la littérature à la fois d'un point de vue théorique qu'empirique (Fama, 1981; Sharpe, 2002; Bloom, 2009; Paye, 2012; Balcilar et al., 2017).

Les premières études se concentrent sur les déterminants macroéconomiques de la volatilité des marchés financiers (Officer, 1973; Schwert, 1989). Dans la même lignée, Engle et Rangel (2008) et Engle et al. (2013) développent des modèles de prévision de la volatilité, sur des horizons à long terme et constatent une corrélation entre la volatilité des marchés et les facteurs macroéconomiques (l'inflation et l'indice de production industrielle).

Des études plus récentes analysent l'impact de la volatilité des marchés financiers sur l'économie réelle, à la fois théoriquement (Bloom, 2009; Bloom et al., 2014; Basu et Bundick, 2015; Berger et al., 2017) et empiriquement (Bloom et al., 2016; Gilchrist et coll., 2014; Jurado et al., 2015; Ludvigson et coll., 2015)

Nowak et al. (2011) adoptent une approche en deux étapes pour examiner comment la volatilité sur les marchés obligataires réagit aux nouvelles macroéconomiques. Ils

constatent que les nouvelles concernant les conditions macroéconomiques dans les marchés émergents ont un impact à la fois sur les rendements et la volatilité.

Christiansen et Coll (2012) constatent que les approximations du risque de crédit et de la liquidité de financement améliorent constamment les prévisions mensuelles de volatilité. Zakaria et Shamsuddin (2012) analysent la relation entre la volatilité des rendements du marché boursier et cinq variables macroéconomiques tels que, le produit intérieur brut (PIB), l'inflation, le taux de change, le taux d'intérêt et la masse monétaire pour la Malaisie. Les résultats montrent que seule la masse monétaire est significativement liée à la volatilité du marché boursier et que les variables macroéconomiques prises ensemble ne sont pas significativement liées à la volatilité du marché boursier.

Engel et al. (2013) examinent l'impact des facteurs macroéconomiques comme l'inflation, la croissance du PIB, le chômage, et les taux d'intérêt. Leurs résultats montrent que certaines variables macroéconomiques sont significativement corrélées avec la volatilité du marché boursier. Selon ces auteurs, une augmentation de l'inflation peut être associée à une augmentation de la volatilité, tandis qu'une croissance économique stable peut être associée à une volatilité minimale.

Conrad et al. (2014) étendent les résultats de Engle et al. (2013) et examinent un ensemble beaucoup plus large de variables macroéconomiques. En étudiant la relation entre les rendements pétroliers et boursiers et les variables macroéconomiques aux États-Unis, ils trouvent que les facteurs macroéconomiques (PIB, production industrielle, taux de chômage, taux d'intérêt, et bénéfices des entreprises) ont un impact significatif, à la fois, sur la volatilité à long terme du marché pétrolier et du marché boursier.

Mitnik et al. (2015) identifient le VIX comme l'un des principaux facteurs de risque de volatilité. Hemamala et Jameel (2016) trouvent que parmi toutes les variables macroéconomiques, l'inflation peut être considérée comme la variable principale ayant un impact sur l'économie ainsi que sur la volatilité de marché boursier colombien.

Han et al. (2015) analysent si les variables macro-financières telles que, le taux de change USD/KRW, le taux d'intérêt, l'écart de crédit, l'écart de taux d'intérêt, l'indice « KOSPI 200 », et le VIX, peuvent prédire la volatilité implicite de la Corée. Les résultats

suggèrent que certaines variables macroéconomiques de la Corée expliquent significativement la volatilité. En revanche, ils constatent que le VIX joue un rôle plus important, que les variables macro-financières de la Corée, dans la prédiction et l'explication de la volatilité.

Une récente littérature examine l'impact de diverses formes d'incertitude politique sur les variables macroéconomiques, ce qui, à son tour, affecte les rendements et la volatilité boursière (Aastviet et al., 2014; Balcilar et al., 2017; Colombo, 2013; Jurado et al., 2015 ; Karnizova et Li, 2014; Mumtaz et Surico, 2015, 2013; Rossi et Sekhposyan, 2015).

Baker et al. (2016) construisent l'indice d'incertitude économique à partir des recherches dans les journaux dont le thème lié à l'incertitude économique et politique. Ils trouvent que le rôle de l'incertitude a un pouvoir important dans la prédiction des rendements boursiers et de leur volatilité. Balcilar et al. (2017) analysent le rôle de l'indice d'incertitude économique de Baker et al. (2016) et l'indice d'incertitude boursière dans la prédiction des rendements boursiers et de volatilité pour les pays d'Asie de l'Est, à savoir Hong Kong, la Malaisie et la Corée du Sud. Ils constatent une forte relation de causalité entre ces deux indices et la volatilité boursière de ces marchés.

Nonejad (2017) montre que les prédicteurs les plus importants de la volatilité mensuelle réalisée du S&P 500 sont les volatilités passées, les approximations des primes de risque et les taux d'intérêt à court terme. Chiu et al. (2018) montrent que les chocs négatifs sur la demande globale et l'offre globale entraînent une augmentation de la volatilité des marchés boursiers et des marchés obligataires et que les chocs négatifs sur la volatilité des marchés boursiers ou obligataires entraînent une détérioration des fondamentaux macroéconomiques. Ils constatent aussi que les chocs négatifs à la volatilité entraînent une amélioration significative du sentiment. Cela suggère que la volatilité et le sentiment des investisseurs sont étroitement liés.

Les études empiriques (Fama, 1981; Pindyck, 1984; Sharpe, 2002) menées sur les marchés développés, bien qu'elles présentent des résultats mitigés, fournissent des preuves que les rendements du marché boursier sont affectés par des variables macroéconomiques telles que le taux d'inflation. Rapach (2002) et Ahmed et al. (2015) suggèrent une relation négative entre l'inflation et les rendements du marché boursier. Cependant Ibrahim et al.

(2013), et Tripathi et Kumar (2014) soutiennent la théorie de Fisher (1930) et prouvent qu'il existe une relation positive entre l'inflation et le rendement du marché boursier.

Au regard du contexte théorique évoqué précédemment, nous évoquons, dans la section suivante, l'objectif de cette étude et nous formulons les hypothèses à tester. Nous abordons, par la suite, le cadre méthodologique de notre étude et nous détaillons les données qui sont utilisées comme fondement de notre analyse en présentant leurs statistiques descriptives.

4- Question de recherche et Hypothèses

Ce mémoire a pour objectif d'étudier l'impact de sentiment des investisseurs sur la volatilité boursière sur un panel de 21 pays. Cependant, avant de définir nos hypothèses de recherche, nous rappelons en premier lieu notre question de recherche : **quel est l'impact du sentiment des investisseurs sur la volatilité des marchés boursiers ?**

Chakraborty et Subramaniam (2020), dans leur étude, montrent que la relation de causalité entre l'indice de sentiment des consommateurs (CSI) et la volatilité est significativement positive. Pandey (2021) se concentre sur la relation entre le sentiment des investisseurs et la volatilité pendant les périodes de turbulence tels que la période de la COVID-19. L'auteur utilise le sentiment des investisseurs mesuré par le volume de recherche sur Internet relatif au COVID-19 et trouve une relation de causalité significative et positive. Das et al. (2022), dans leur étude portant sur le marché pétrolier, identifient un co-mouvement entre la volatilité du marché et l'indice de stress financier, principalement autour des phases marquées par une instabilité économique. La relation s'avère principalement positive.

Ce mémoire se distingue de l'étude de Das et al. (2022) en deux aspects. Plutôt que de se concentrer sur le marché pétrolier, notre recherche porte sur un échantillon de marchés boursiers développés et émergents. En plus de considérer l'indice de stress financier pour examiner l'impact de sentiment sur la volatilité des marchés boursiers internationaux et leur relation de causalité, nous introduisons d'autres variables macroéconomiques à savoir, l'indice d'incertitude économique et politique (Balcilar et al., 2017). La prise en compte

de ces données garantit que l'impact estimé de la variable de sentiment n'est pas biaisé par l'exclusion d'autres variables pertinentes (Christiansen et al., 2012).

Afin de vérifier si le sentiment exerce un impact significatif sur la volatilité des marchés boursiers, nous énonçons les deux hypothèses suivantes :

- **H0** : Le sentiment des investisseurs n'affecte pas la volatilité des marchés boursiers.
- **H1** : Le sentiment des investisseurs a un effet positif et significatif sur la volatilité des marchés boursiers.

5- Méthodologie

L'objectif de cette section consiste à décrire la méthodologie de recherche adoptée dans le cadre de cette étude et qui a pour but d'estimer l'impact du sentiment des investisseurs sur la volatilité boursière. La méthodologie de notre mémoire est basée sur celle de l'étude de Vo et al. (2020). Pour ce faire, nous commençons cette section par une présentation de la méthode adoptée par Paye (2012) pour mesurer la volatilité boursière. Par la suite, nous présentons notre modèle pour estimer l'ensemble des paramètres. Enfin, nous nous intéressons à la présentation du modèle économétrique utilisé.

5.1 La volatilité réalisée

La volatilité réalisée est initialement proposée par French et al. (1987). Andersen et Bollerslev (1997), Andersen et al. (2001), Andersen et al. (2003) et Barndorff-Nielsen et Shephard (2002) montrent que la volatilité réalisée d'une action, calculée à partir des rendements à haute fréquence, constitue effectivement un proxy fiable de la volatilité boursière. Comparée aux volatilités basées sur les modèles GARCH paramétriques, la volatilité réalisée basée sur les données à haute fréquence fournit des estimations non biaisées de variation des rendements ex post et présente les avantages d'un bruit réduit et d'une facilité d'utilisation par rapport à la volatilité conditionnelle (Barndorff-Nielsen et Shephard, 2002; Degiannakis et Filis 2017).

La méthode de la volatilité réalisée basée sur les données à haute fréquence qui permet une estimation plus précise de la volatilité peut être considérée comme observable. Une

volatilité observable donne lieu à de nouvelles opportunités. Elle peut être analysée, optimisée et prévue en utilisant des techniques plus simples que les modèles économétriques complexes utilisés (Bollerslev et al. 1999). En nous référant à l'étude de Paye (2012) et Christiane et al. (2012), nous utilisons la volatilité réalisée comme la variable dépendante dans notre modèle.

Nous calculons la variance réalisée pour chaque indice boursier comme la somme des carrés des rendements journaliers (Paye, 2012), soit :

$$RV_t = \sum_{t=1}^{N_t} R_{i,t}^2 \quad [1]$$

Où N_t désigne le nombre des jours de négociation dans t mois, $R_{i,t}$ est le taux de rendement continu au cours du mois t pour l'indice i avec

$$R_t = \ln \left(\frac{P_t}{P_{t-1}} \right) \quad [2]$$

Où P_t et P_{t-1} désignent les cours de l'indice boursier aux temps t et $t - 1$ respectivement. Ainsi, nous définissons la volatilité réalisée comme le logarithme de la racine carrée de la variance réalisée, soit

$$VOL_R = \sqrt{\ln \sum_{t=1}^{N_t} R_{i,t}^2} \quad [3]$$

5.2 Spécification de méthode d'estimation et du modèle économétrique

5.2.1 Présentation générale du modèle panel VAR (PVAR) ;

Le modèle vectoriel autorégressif (VAR) est un système d'équations, composé de plusieurs variables, introduit par Sims (1980). L'auteur suggère que le modèle VAR peut contribuer à statuer les modèles macroéconomiques, à prévoir des séries chronologiques économiques et à évaluer les modèles économiques. Depuis l'apport de Sims (1980), les modèles VAR sont considérés comme un cadre méthodologique plus adapté pour évaluer les fluctuations en termes des chocs exogènes.

L'objectif principal de cette recherche consiste à analyser le lien entre le sentiment des investisseurs et la volatilité boursière de 21 pays, tout en contrôlant d'autres variables macroéconomiques. Pour ce faire, une modélisation panel VAR (PVAR), initialement développé par Holtz-Eakin et al. (1988), est utilisée pour étudier les diverses relations entre ces variables. Un PVAR présente des avantages par rapport à d'autres méthodes car il combine à la fois des avantages de l'approche VAR standard et les techniques des données de panel. Ainsi, le PVAR partage la même structure de départ du modèle VAR introduit par Sims (1980), tout en combinant les dimensions spatiale et temporelle, et permet d'obtenir des résultats d'estimation plus robustes.

La distinction entre les différentes formes du modèle PVAR repose principalement sur le type de données de panel et les besoins de recherche spécifiques (Bai, 2009). Dans le cas de notre étude, et comme nos données constituent une série de données chronologiques nationales, la forme du modèle PVAR établie dans notre recherche peut être définie comme suit :

$$Y_{it} = \alpha_0 + \sum_{j=1}^p \alpha_1 Y_{i,t-j} + \mu_i + \varepsilon_{it} \quad [4]$$

Dans le modèle (4), Y_{it} représente le vecteur de dimension ($M \times 1$) de M variables endogènes interdépendantes, qui sont identifiées à travers i et t qui représentent

respectivement le pays et le temps. α_0 et α_1 sont respectivement les matrices de coefficients de dimension $(M \times 1)$ et $(M \times M)$. En ce qui concerne μ_i , il désigne le vecteur $(M \times 1)$ des effets fixes individuels non observables du pays i . Enfin, p est l'opérateur de retard et ε_{it} représente le vecteur de dimension $(M \times 1)$ de termes d'erreurs, ou bruit blanc vectoriel.

Selon la définition du modèle (4), le modèle PVAR présente trois caractéristiques remarquables qui le rendent particulièrement adapté à notre étude.

Tout d'abord, le modèle VAR de panel construit un système endogène et traite toutes les variables de manière non contrainte permettant une interaction endogène entre les variables (Koengkan et Fuinhas, 2020).

En outre le choix d'utiliser le modèle PVAR s'explique par le fait qu'il existe de grandes disparités entre les pays, inclus dans notre échantillon, en termes de développement économique et financier. En effet, le modèle PVAR permet d'identifier l'hétérogénéité observée sur les différents marchés boursiers (Dieppe, 2016), à savoir le niveau des cours boursiers et son évolution qui connaît des évolutions différentes d'un pays à l'autre.

Finalement, le modèle PVAR est capable de capturer facilement les variations temporelles dans les coefficients et dans la variance des chocs (Canova et Ciccarelli, 2013). Le modèle PVAR peut prendre en compte les effets de retard et permet d'inclure les effets fixes du pays qui peuvent être ajoutés à tout choc global susceptible d'affecter simultanément tous les pays (Koengkan et Fuinhas, 2020; Antonakakis et al., 2017).

5.3 Le choix des variables

L'utilisation d'un modèle PVAR impose une certaine parcimonie dans le choix des variables. Par conséquent, les variables sélectionnées doivent être les plus complètes et les plus représentatives possibles de la réalité que notre modèle cherche à expliquer. Pour ce faire, et en se référant à la littérature précédente (Rahman et al., 2009; Liu & Zhang, 2015; Caldora et Iacovietto, 2018; Balcilar et al., 2019; Gkillas et al., 2020; Wang et al 2020; Ling et al., 2021b). Nous présentons ci-dessous nos variables.

5.3.1 L'indice de sentiment

L'indice de sentiment financier appelé aussi l'indice de stress financier (FSI) est un indicateur de stress des marchés boursiers mondiaux, construit de 33 variables, et couvre les informations sur le stress provenant de 5 catégories d'indicateurs à savoir, la valorisation des actions, le taux d'intérêt, le crédit, le financement, les actifs surs et la volatilité. Les variables sont classées en fonction de 3 régions en fonction de l'emplacement des marchés qu'elles reflètent, soit les États-Unis, la zone euro, le Japon et finalement les marchés émergents. L'indice de stress financier est positif lorsque les niveaux de stress sont supérieurs à la moyenne et négatif lorsque les niveaux de stress sont inférieurs à la moyenne.³

Le FSI est un indicateur économique et financier international important, conçu pour refléter le risque systémique et les incertitudes potentielles à travers les marchés financiers mondiaux et faciliter par conséquent, la surveillance des conditions des marchés (Das et al., 2022.) En outre, de nombreuses études (Bouri et al., 2018; Gkillas et al., 2020) fournissent des preuves sur le rôle important de FSI dans la prévision de la volatilité sur les marchés du Bitcoin ou du pétrole.

Comme le stress financier se propage rapidement entre les marchés (Louzis et Vouldis 2012; Park et Mercado 2014), nous visons à fournir une analyse complète sur l'effet de FSI sur la volatilité de 21 marchés boursiers internationaux (21 indices de différents marchés boursiers mondiaux).

5.3.2 L'indice de l'incertitude de la politique économique

L'approche empirique de cette section repose sur une nouvelle mesure de l'incertitude liée aux politiques économiques (EPU). Cette mesure, sous forme de séries d'indices, évalue les effets de l'incertitude entourant les politiques économiques de notre échantillon, notamment sur la volatilité du marché boursier, les taux d'investissement au niveau des entreprises, ainsi que sur les taux de croissance de l'emploi et de la production.

³ Définition extraite du site Web de l'office de recherche financière américain. Voir le lien, <https://www.financialresearch.gov/financial-stress-index/>.

En d'autres termes, la construction de l'EPU permet d'établir un lien avec l'incertitude quant aux politiques fiscales, monétaires et budgétaires (Baker et al., 2016; Gulen et Ion, 2015).

5.3.3 L'indice de volatilité du CBOE :

Également connu sous le nom VIX du CBOE est un indicateur boursier qui mesure la volatilité implicite de l'indice S&P 500 en utilisant les prix des options sur l'indice boursier, pour les 30 prochains jours, soit l'indice de base des actions américaines⁴. Le VIX est parfois surnommé l'indice de la peur ou l'indice de la volatilité puisqu'il révèle des hausses significatives lors de périodes d'incertitude économique telles que la crise financière de 2007 (Hull et al., 2012).

Alors qu'un niveau élevé et/ou prolongé du VIX témoigne d'une forte anxiété sur le marché financier, un niveau bas ou prolongé de l'indice indique plutôt un sentiment de complaisance élevé. Ainsi, la première situation est considérée comme un signal haussier, tandis que la seconde est perçue comme un signal baissier (Cipollini et Manzini, 2007).

La relation inverse entre l'indice S&P 500 et le VIX s'explique généralement par le fait que lorsque le marché montre des signes de faiblesse, les investisseurs réagissent en achetant des options de vente sur l'indice, ce qui crée un déséquilibre entre l'offre et la demande. Cela entraîne une augmentation des prix des options par rapport au niveau du marché, provoquant ainsi une hausse de la volatilité implicite (Bittman, 2007).

5.3.4 L'indice de risque géopolitique

Suivant la méthodologie de Baker et al. (2016), Caldara et Iacoviello (2022) élaborent l'indice de risque géopolitique (GPR). Cet indice est considéré comme une mesure des événements géopolitiques défavorables et des risques associés (guerre, terrorisme, aux tensions entre États), en se basant sur des articles de journaux couvrant les tensions géopolitiques, et examinent son évolution ainsi que ses effets économiques depuis 1900.

⁴ Définition extraite du site Web CBOE. Voir le lien, https://www.cboe.com/tradable_products/vix.

Plus techniquement, un risque géopolitique plus élevé est corrélé à des niveaux d'investissement, de cours boursiers plus bas. Un risque géopolitique accru est également associé à une probabilité plus élevée de catastrophes économiques et d'important risque à la baisse pour l'économie mondiale.

5.3.5 L'indice d'incertitude liée à l'énergie

L'indice d'incertitude liée à l'énergie (EUI) développé par Dang et al. (2023) en se basant sur l'analyse des rapports mensuels, publiés par « Economist Intelligence Unit », liés aux marchés de l'énergie de 28 pays en développement et développés. L'EUI semble réagir fortement aux chocs pétroliers, y compris les baisses marquées des prix du pétrole, lors de la crise financière mondiale, des crises de la dette européenne, de la pandémie de Covid-19 et de l'invasion de l'Ukraine par la Russie.

5.3.6 Le Produit Intérieur Brut

Le PIB est la mesure la plus couramment utilisée de l'activité économique globale d'un pays. Il représente la valeur totale, à prix constants, des biens et services finaux produits dans un pays au cours d'une période spécifiée, telle qu'une année.⁵

Le marché boursier est intimement lié au PIB puisque ce dernier reflète l'activité économique interne d'un pays. Une croissance continue du PIB indique un état économique favorable, renforçant ainsi les anticipations positives des investisseurs concernant l'économie actuelle et future, ce qui stimule les transactions boursières (Campbell et Diebold, 2009).

Étant donné que les données sur le PIB ne sont disponibles que trimestriellement ou annuellement, la littérature (Campbell et Diebold, 2009; Paye, 2012) considère souvent le taux de croissance de la production industrielle (IIP) comme un proxy du PIB ou de l'activité économique réelle dans de nombreux cas.

⁵ Pages 14-15 de compilation d'articles « Back to Basics, du magazine « Finance & Development ». Voir le lien, <https://www.imf.org/en/Publications/fandd/issues/Series/Back-to-Basics/gross-domestic-product-PIB>.

Dans le cadre de cette étude, l'indice de production de l'industrie totale sera utilisé comme un proxy du PIB, soit :

$$\text{PIB} = \frac{\text{IIP}_{t-1} - \text{IIP}_t}{\text{IIP}_{t-1}} \times 100 \quad [6]$$

Deux raisons motivent ce choix, soit la non-disponibilité des données à fréquence mensuelle et le fait que cette variable soit un meilleur indicateur de l'activité économique.

5.3.7 L'inflation

L'inflation (INF) comme discuté par certaines études précédentes (Engle et al., 2008; Poon et Tong, 2010), est mesurée par l'indice des prix à la consommation. Elle reflète la variation en pourcentage annuel du coût moyen de l'acquisition d'un panier de biens et de services pour le consommateur qui peuvent être fixes ou modifiés à des intervalles spécifiés, tels que chaque année⁶. Le taux d'inflation est calculé comme suit :

$$\text{INF} = \frac{\text{IPC}_{t-1} - \text{IPC}_t}{\text{IPC}_{t-1}} \times 100 \quad [7]$$

L'inflation entraîne des augmentations de prix et une dépréciation de la monnaie, ce qui peut influencer le marché boursier de deux manières. Tout d'abord, les investisseurs détiennent des actions pour éviter les risques d'inflation, augmentant ainsi la demande d'actions. Deuxièmement, la persistance de l'inflation peut influencer les attentes concernant la situation financière des entreprises, impactant ainsi la valorisation globale du marché boursier (Davis et Kutan, 2003; Schwert, 1989a).

⁶ Pages 30-31 de compilation d'articles « Back to Basics », du magazine « Finance & Development ». Voir le lien, <https://www.imf.org/en/Publications/fandd/issues/Series/Back-to-Basics/Inflation>.

5.3.8 L'indice de volatilité du pétrole brut du CBOE

L'indice de volatilité du pétrole brut (OVX)⁷ est un indicateur de la volatilité du prix du pétrole brut, basé sur les options sur le contrat à terme du pétrole brut. L'OVX est largement utilisé comme indicateur de l'incertitude future du marché pétrolier et des anticipations de volatilité dans le secteur pétrolier tel que fixé par « le United States Oil Fund (USO) ».

En période de forte incertitude ou de craintes liées au marché pétrolier, l'OVX a tendance à enregistrer des niveaux plus élevés, indiquant une volatilité attendue accrue. L'indice de volatilité implicite tel que l'OVX contient non seulement des informations historiques, mais intègre également les attentes des investisseurs concernant les changements futurs sur le marché pétrolier mais également sur le marché boursier (Bouri, 2015a; Dutta, 2017).

5.4 Modèle économétrique

Dans notre étude, nous utilisons un modèle PVAR. Ce modèle considère les variables du système comme étant endogènes et permet de traiter le problème d'hétérogénéités inobservées entre les pays. De plus, il nous permet de déterminer si la relation entre les variables est bidirectionnelle ou unidirectionnelle. Il nous permet également de comprendre les interdépendances statiques et dynamiques à travers les fonctions de réponses impulsionnelles (IRF) et la décomposition de la variance des erreurs de prévision (FEVD).

Notre objectif est de développer une procédure appropriée pour estimer l'effet de sentiment des investisseurs sur la volatilité de 21 marchés boursiers. Sur la base de notre revue approfondie, nous construisons un modèle empirique comprenant notre variable dépendante telle que la volatilité réalisée, l'indice de sentiment des investisseurs comme variable explicative et des facteurs macroéconomiques en tant que variables de contrôle

La forme d'équation (4) du modèle PVAR permet d'estimer la relation entre nos variables est exprimée comme suit :

⁷ Le tableau de bord de l'OVX. Voir le lien, <https://www.cboe.com/us/indices/dashboard/OVX/>.

$$\begin{aligned}
VOL_{Rit} = & \alpha_0 + \sum_{j=1}^p \alpha_1 FSI_{i,t-j} + \sum_{j=1}^p \alpha_2 VIX_{i,t-j} + \sum_{j=1}^p \alpha_3 OVX_{i,t-j} + \\
& \sum_{j=1}^p \alpha_4 EPU_{i,t-j} + \sum_{j=1}^p \alpha_5 GPR_{i,t-j} + \sum_{j=1}^p \alpha_6 EUI_{i,t-j} + \\
& \sum_{j=1}^p \alpha_8 INF_{i,t-j} + \sum_{j=1}^p \alpha_9 PIB_{i,t-j} + \varepsilon_{it}
\end{aligned} \tag{5}$$

Où VOL_R est la volatilité boursière, FSI est l'indice de sentiment. VIX est l'indice de volatilité du CBOE et OVX représente l'indice de volatilité du pétrole brut. EPU , GPR et EUI indiquent respectivement l'indice de l'incertitude de la politique économique, l'indice de risque géopolitique et l'indice d'incertitude liée à l'énergie. INF est le taux d'inflation, et PIB est le produit intérieur brut.

5.5 Le choix méthodologique

Tout excès de sentiment, quel que soit pessimiste ou optimiste, a tendance à affecter la volatilité de marché (Pastor et Veronesi, 2008; Hautsch et Hess, 2007). Ainsi, avoir une bonne compréhension de la manière dont la volatilité interagit aux changements de sentiment permet aux investisseurs et aux décideurs d'obtenir des prévisions plus précises de la volatilité.

Pour tester nos hypothèses, nous nous référons aux études de Das et al. (2022). Nous utilisons d'abord l'indice de stress financier pour évaluer l'impact du sentiment sur la volatilité sur l'ensemble de 21 marchés boursiers développés et émergents. Nous étudions ensuite cette relation en divisant l'ensemble de notre échantillon en deux sous-ensembles, soit les pays développés et les pays émergents.

Cette étude fait recours à des données de panel et s'aligne avec l'approche adoptée par Vo et al. (2020). Ces auteurs mènent une étude, en faisant recours à la modélisation PVAR, afin de déterminer la relation entre les marchés dérivés, la croissance économique et des variables macroéconomiques sur 21 différents pays.

La spécification du modèle PVAR implique qu'il réside un éventuel biais de coefficients omis associé aux effets spécifiques désignés par μ_i Dans le modèle (4). Sevestre (2002) trouve que l'estimateur à effet fixe présente une incohérence vue que la constante α_0 est corrélée avec l'une de variables endogènes retardées, que ce soit dans un modèle en niveau, en différence première ou en écart par rapport aux moyennes. Afin de résoudre ce problème, nous optons pour la méthode de différence des variables endogènes en écart à la moyenne des observations futures, également connue par la transformation de Helmert ou « *The forward mean differencing* ». Cette procédure vise à éliminer les aléas inobservables spécifiques à chaque pays (Love et Zicchino, 2006).

Finalement, pour une évaluation correcte de l'effet du sentiment des investisseurs sur la volatilité boursière de notre échantillon, le choix de modélisation PVAR est justifié par le fait qu'il procure deux outils d'analyse majeurs, à savoir l'analyse des fonctions de réponses impulsionnelles (IRF) et la décomposition de la variance des erreurs de prédiction (FEVD).

Nous examinons l'interaction entre les variables à travers une analyse graphique des fonctions de réponse impulsionnelle. Ces fonctions sont couramment utilisées pour évaluer la réaction d'une variable y_t^A aux chocs d'une autre variable y_t^B , tout en maintenant toutes les autres variables constantes pour les périodes passées ou égales à ($t \leq T$). En d'autres termes, si une impulsion est donnée à la variable y_t^B ($\varepsilon_t^B = +1$), cela génère une réponse de la variable y_{t+h}^A , avec h représentant l'horizon temporel postérieur à T , qui est affectée par une innovation ε_t^A stable au moment du choc T . Cette même procédure est répétée pour toutes les variables.

Bien que, dans un modèle PVAR, le développement vectoriel des innovations (ε_{it}) puisse être non corrélé, nous présumons une corrélation entre les innovations de deux variables ($\varepsilon_t^A, \varepsilon_t^B$). Cela signifie que l'occurrence d'un choc aléatoire sur une variable y_t^A entraîne la réponse de la deuxième variable y_t^B . Dans l'ensemble, cette méthode d'analyse permet d'évaluer les effets des écarts-types des chocs sur les différentes variables du modèle PVAR au fil du temps.

Finalement, nous utilisons la décomposition de la variance des erreurs de prévision, calculée en utilisant la décomposition de Cholesky proposée par Sims (1980). Cette méthode consiste à décomposer les résidus pour les rendre orthogonaux, ce qui permet d'obtenir une matrice triangulaire des chocs. L'idée sous-jacente à la décomposition est que les variables en première position affectent simultanément et avec un décalage les variables suivantes, tandis que les variables en deuxième position n'affectent que les variables précédentes avec un décalage (Love et Zicchino, 2006 ; Magazzino, 2014).

6- Données et statistiques descriptives

Cette section présente la description détaillée des données que nous utilisons dans le contexte de cette étude. Nous présentons d'abord les sources de nos données et nous motivons ensuite le choix de nos variables. Nous résumons enfin une analyse descriptive des données.

6.1 La Source des données

L'étude couvre la période allant de décembre 1999 à décembre 2022. En se référant à l'approche de Paye (2012), pour mesurer la volatilité réalisée mensuelle, nous nous basons sur des données des cours journaliers de 21 indices boursiers, à savoir AEX (Les Pays-Bas), All Ordinaries (Australie), BOVESPA (Brazil), CAC 40 (France), FTSE MIB (Italie), FTSE 100 (Le Royaume-Uni), DAX 30 (Allemagne), S&P TSX (Canada), HSI (Chine), IBEX 35 (Espagne), KOSPI (Corée de sud), IPC (Mexique), Nikkei 225 (Japan), NIFTY 50 (Inde), S&P 500 (Les États-Unis), BFX (Belgique), MSCI (Colombie), IGPA (Chile), OMX Copenhague (Danemark), MOEX (Russie), OMX STOCKHOLM (suède).

Ces indices sont considérés comme les principaux indices boursiers, tant nationaux qu'internationaux, qui permettent de bien suivre l'évolution des marchés boursiers mondiaux. En outre, le choix de notre échantillon, qui comporte 14 pays développés et 7 pays émergents, se justifie par la disponibilité des données.

Les données des indices boursiers sont extraites de la base de données de l'OCDE⁸ et de la banque de réserve fédérale de Saint Louis (FRED)⁹. Les données de FSI viennent de l'office des recherches financières américain (OFR)¹⁰, celles de VIX, OVX, IIP et IPC proviennent la base de données de l'OECD.

Finalement les données relatives à l'indice de l'incertitude de la politique économique, l'indice d'incertitude liée à l'énergie et l'indice de risque géopolitique sont issues du site EPU¹¹. Toutes ces données sont exprimées mensuellement.

6.2 Analyse descriptive des données

Avant de procéder à l'application du modèle PVAR, nous détaillons en premier les statistiques descriptives et nous effectuons ensuite une série des tests de vérification à savoir le test de stationnarité et le test de causalité de Granger.

⁸ Voir le lien, <https://www.oecd.org/>.

⁹ Voir le lien, <https://fred.stlouisfed.org/>.

¹⁰ Voir le lien, www.financialresearch.gov.

¹¹ Voir le lien, <https://www.policyuncertainty.com/gpr.html>

Tableau 6.1 Statistiques descriptives

	VOL_R	FSI	VIX	EUI	EPU	PIB	GPR	INF	OVX
Moyenne	0.116	0.110	20.438	22.776	163.316	0.465	1.825	0.257	38.570
Médiane	0.004	-0.022	18.070	21.689	128.672	0.200	0.638	0.232	34.970
Maximum	31.430	8.253	59.890	50.659	558.223	101.659	16.926	4.575	170.550
Minimum	0.000	-0.859	9.5100	9.465	12.090	-54.054	0.000	-1.915	15.610
Écart-type	1.383	1.176	8.566	7.953	116.747	10.494	2.665	0.485	17.020
Skewness	16.302	3.521	1.719	0.804	2.755	1.427	2.372	0.831	3.235
Kurtosis	309.947	18.927	6.688	3.395	14.046	17.639	9.521	8.891	22.223
Observations	3347	3347	3347	3347	3347	3347	3347	3347	3347

Le tableau 6.1 regroupe les statistiques descriptives de nos variables soit, la volatilité boursière (VOL_R), le sentiment des investisseurs (FSI), l'indice de volatilité du CBOE (VIX), l'indice d'incertitude liée à l'énergie (EUI), l'indice de l'incertitude de la politique économique (EPU), le produit intérieur brut (PIB), l'indice de risque géopolitique (GPR), l'inflation (INF), l'indice de volatilité du pétrole brut du CBOE (OVX) pour la période de décembre 1999 à décembre 2022. Il présente la moyenne, la médiane, l'écart-type, le maximum, le minimum, le nombre d'observations. Nous présentons ainsi le coefficient d'aplatissement de Kurtosis et celui d'asymétrie de Skewness qui nous permettent de tester la normalité des séries étudiées.

6.3 Matrice de corrélation

Tableau 6.2 : Matrice de corrélation des variables VOL_R, FSI, VIX, EUI, EPU, PIB, GPR, INF et OVX

	VOL _R	FSI	VIX	EUI	EPU	PIB	GPR	INF	OVX
VOL _R	1.000	0.050*	0.059*	-0.066*	-0.022*	-0.003*	-0.032*	-0.065*	0.008*
FSI		1.000	0.549***	0.106*	0.019*	-0.036*	0.058*	-0.075*	0.604***
VIX			1.000	-0.011*	0.105*	0.003*	0.082*	-0.020*	0.527***
EUI				1.000	0.165**	-0.059*	-0.050*	-0.051*	0.315**
EPU					1.000	0.030*	-0.086*	-0.011*	0.201**
PIB						1.000	-0.004*	-0.117*	-0.006*
GPR							1.000	0.354**	0.041*
INF								1.000	-0.040*
OVX									1.000

Le tableau 6.2 présente la matrice de corrélation des variables soit, VOL_R, FSI, VIX, EUI, EPU, PIB, GPR, INF, OVX pour la période allant de décembre 1999 à décembre 2022. Les coefficients de corrélation affichés dans ce tableau sont calculés sur la base de la formule de Pearson et représentent le degré de corrélation linéaire significative entre les variables analysées.

Note : ***, ** et * présentent respectivement les niveaux de significativité de 1 %, 5 % et 10 %.

Dans le tableau 6.1, la variable VOL_R varie de 0% à 31.43% avec une moyenne de 11.6% et un écart-type de 1.38%. La moyenne de la variable EPU est la plus élevée avec un écart type également le plus élevé de 116.47. La variable INF varie entre -1.9% et 4.57% avec un écart type de 0.48% qui s'avère le plus bas.

La variable FSI présente la moyenne la plus basse, elle varie de -85.95% et 8.25 et possède un écart-type de 1.17. Nous constatons que le coefficient de Kurtosis pour toutes les variables est supérieur à 3, ce qui confirme bien le caractère « leptokurtique ». Autrement dit, la distribution est relativement plus pointue par rapport à la distribution de la loi normale.

Nous remarquons que le coefficient de Skewness est toujours positif pour toutes les séries ce qui indique que la distribution est étalée vers la droite. Nous avons 3347 observations pendant notre période d'échantillonnage pour 21 pays.

En analysant le tableau 6.2, nous constatons que la variable VOL_R semble être négativement corrélée avec EUI, EPU, PIB, GPR et INF, avec des coefficients de corrélation de -0.066, -0.022, -0.003, -0.032 et -0.065 respectivement.

Tandis qu'elle est positivement corrélée avec FSI, VIX et OVX. La corrélation entre INF et le reste des variables, sauf pour l'indice GPR, a tendance à être faible et négative et varie entre -0.075 et 0.345.

Les coefficients de corrélation pour toutes les variables varient entre -0.117 et 0.604. La relation qui affiche le plus grand coefficient de 0.604 est celle de FSI avec VIX. Cela met en évidence qu'aucune relation de colinéarité n'est susceptible de se produire dans notre modèle d'estimation.

6.4 Test de stationnarité

Le test de stationnarité des séries reste fondamental dans une analyse économétrique. Une série est dite stationnaire lorsqu'elle conserve une distribution constante dans le temps.

La récente littérature (Paye, 2012; Hong et al., 2020; Ronoowah et Boopendra, 2023) propose plusieurs méthodes de tests de racine unitaire, à savoir le test de Choi (2001) ainsi que celui de Hadri (2000), le test de Levin, Lin et Chu (LLC) de Levin et al. (2002), le test d'Im, Pesaran et Shin (IPS) de Im et al. (2003), le test de Dickey-Fuller augmenté (ADF)

de Dickey et Fuller (1981) et le test (PP) de Phillips et Perron (1988). Ces tests peuvent donner différents résultats.

Avant d'évaluer la relation entre nos variables, il est important de vérifier la stationnarité des données pour éviter toute régression fallacieuse.

Trois tests de stationnarité sont effectués séparément pour chacune de nos variables, soit les tests IPS, ADF et PP, sous l'hypothèse nulle que la variable possède une racine unitaire. Ainsi, nous ne pouvons confirmer la stationnarité d'une série que si l'hypothèse de présence de racine unitaire est rejetée par les trois tests. Le choix porte sur ces trois tests car ils sont les plus adaptés à traiter les ensembles de données non équilibrés et à prendre en compte l'hétérogénéité non observée (Ganda, 2024).

Tableau 6.3 : Tests de stationnarité

	IPS		LLC		ADF	
	En niveau	En différence	En niveau	En différence	En niveau	En différence
VOL_R	-40.984***	-	-29.432***	-	-29.432***	-
FSI	-7.496***	-	-13.847***	-	-13.847***	-
VIX	-19.647***	-	20.680***	-	20.680***	-
EUI	-18.445***	-	-26.615***	-	-26.615***	-
EPU	-2.331***	-4.242***	-5.459	-33.359***	-5.459***	-33.359***
PIB	208.503***	-48.323***	-13.956	-37.028***	-13.956***	-37.028***
GPR	1.582***	-26.750***	-2.113	-29.313***	-2.113***	-29.313***
INF	-202.460***	-	-12.672***	-	-12.672***	-
OVX	-23.942***	-	-20.734***	-	-20.734***	-

Note : ***, ** et * présentent respectivement les niveaux de significativité de 1 %, 5 % et 10 %.

Le tableau 6.3 présente les résultats des tests de stationnarité des variables, VOL_R , FSI, VIX, EUI, EPU, PIB, GPR, INF, OVX pour la période allant de décembre 1999 à décembre 2022. L'hypothèse nulle est la non-stationnarité pour toutes nos séries temporelles.

Les résultats des tests sont consignés dans le tableau 6.3. En effet l'hypothèse nulle, du test LLC, qui suppose une présence de racine unitaire à niveau n'est pas rejeté pour les séries EPU, GPR et PIB, cependant elles sont stationnaires après la première différence. Par ailleurs, les séries VOL_R , FSI, EUI, VIX, OVX et INF sont stationnaires à niveau (sans différenciation).

À l'issue de tous les tests de stationnarité, nous concluons les variables VOL_R , FSI, EUI, VIX, OVX et INF sont intégrées d'ordre I (0) alors que les variables EPU, GPR et PIB sont intégrés d'ordre I (1).

6.5 Test de causalité

La causalité de Granger suggère en fait une corrélation entre la valeur actuelle d'une variable et les valeurs passées d'autres variables. Les coefficients estimés de l'équation (5) peuvent révéler une relation de causalité entre les variables indépendantes et la variable dépendante.

À cet égard, nous utilisons une analyse de causalité Granger pour déterminer s'il existe une relation unidirectionnelle ou bidirectionnelle entre la volatilité mensuelle boursière, l'indice de sentiment, l'OVX, le VIX, l'inflation, le produit intérieur brut, l'indice d'incertitude liée à l'énergie, l'indice de risque géopolitique ainsi que l'indice de l'incertitude de la politique économique.

Dumitrescu et Hurlin (2012) proposent un test de causalité de Granger en raisonnant sur des données de panel. Cela permet d'améliorer la puissance de test de causalité traditionnel de Granger (1969) en combinant les informations des séries chronologiques (entre décembre 1999 et décembre 2022) et des données transversales (21 pays), et surtout en prenant en considération l'hétérogénéité des pays liée aux particularités financières, économiques et politiques.

Nous adoptons ainsi dans notre étude, le test de causalité développé par Dumitrescu et Hurlin (2012) qui teste l'hypothèse de non-causalité homogène d'une variable Y_1 vers une variable Y_2 dans un système bivarié sachant que les hypothèses sont formulées ainsi :

H_0 : les retards de la variable Y_1 ne causent pas la variable Y_2 .

H_1 : les retards de la variable Y_1 peut causer la variable Y_2 .

Tableau 6.4 : Test de causalité de Granger

Hypothèse Nulle :	W-Stat.	Zbar-Stat.	Prob.
VIX ne cause pas VOL _R	39.047	42.513	0.000
VOL _R ne cause pas VIX	9.5083	4.4522	0.000
INF ne cause pas VOL _R	6.2291	0.2052	0.837
VOL _R ne cause pas INF	15.647	12.243	0.000
GPR ne cause pas VOL _R	4.831	-1.573	0.115
VOL _R ne cause pas GPR	11.986	7.641	0.000
PIB ne cause pas VOL _R	6.082	0.0342	0.972
VOL _R ne cause pas PIB	22.768	21.500	0.000
FSI ne cause pas VOL _R	33.891	35.869	0.000
VOL _R ne cause pas c FSI	17.262	14.443	0.000
EUI ne cause pas VOL _R	7.525	1.896	0.057
VOL _R ne cause pas EUI	9.931	4.995	0.000
EPU ne cause pas VOL _R	7.542	1.917	0.055
VOL _R ne cause pas EPU	12.708	8.566	0.000
OVX ne cause pas VOL _R	9.909	4.891	0.000
VOL _R ne cause pas OVX	19.446	17.056	0.000

L'analyse des résultats passe par une statistique de test basée sur la moyenne des statistiques de Wald individuelles associées au test de l'hypothèse de non-causalité. Dumitrescu et Hurlin (2012) introduisent deux statistiques normalisées à cet effet : la W-Stat, qui est basée sur les moments de la distribution asymptotique des statistiques individuelles, et la Zbar-Stat, qui repose sur une approximation des moments de la distribution d'un échantillon de taille fixe.

Le tableau 6.4 présente les résultats du test de causalité de Dumitrescu et Hurlin (2012) entre décembre 1999 et décembre 2022 pour l'ensemble de notre échantillon. L'hypothèse nulle selon laquelle la volatilité boursière ne cause pas, de manière homogène, FSI, l'OVX et le VIX est rejetée au seuil de 1%, la même relation est observée dans la direction inverse dans les trois relations. Cela implique une relation de causalité bidirectionnelle entre VOL_R et FSI, VOL_R et l'OVX, et finalement entre VOL_R et l'indice VIX. De même, les résultats issus du test de causalité révèlent l'existence d'un lien de causalité bidirectionnel, significatif au seuil de 10%, entre VOL_R et la variable EUI, et finalement entre VOL_R et la variable EPU.

Dans le même contexte, les résultats du test nous montrent une relation causale unidirectionnelle : d'abord allant de VOL_R à la variable INF, ensuite de VOL_R à la variable PIB et de VOL_R vers GPR. Cette relation unidirectionnelle montre qu'il n'y a pas d'effet de feed-back entre la volatilité boursière VOL_R et l'inflation, VOL_R et le PIB et finalement entre VOL_R et la variable GPR.

Après avoir vérifié la stationnarité et étudié la relation de causalité de nos variables, et avant de passer à l'estimation, la détermination du retard qui permet de corriger toute autocorrélation d'erreurs du modèle est primordiale.

6.6 La détermination du retard optimal du modèle PVAR

Tout comme dans la méthodologie VAR standard, le choix du nombre optimal de retards pour modèle PVAR repose sur des critères de sélection établis par Andrews et Lu (2001) qui se fondent sur la statistique J de Hansen (1982), soit ; (AIC) le critère d'informations

d'Akaike (1973), (HQ) le critère d'information de Hannan-Quinn (1979), (PFE) le critère d'informations d'erreur de prédiction finale développé par Akaike (1969, 1971), et finalement le critère d'informations (SC) de Schwarz (1978).

En effet, la sélection juste de retard est essentielle pour un modèle PVAR, car des retards trop courts peuvent ne pas capturer toute la dynamique du modèle, entraînant un biais dû à des variables omises. Tandis qu'un excès de retards peut entraîner une perte de degrés de liberté en raison du sur-paramétrage. Le choix du nombre de retards revêt donc une importance capitale dans la sélection et l'estimation du modèle.

En recherchant à retenir la valeur qui minimise le mieux la perte d'information des données afin d'obtenir des résultats robustes, nous utilisons dans cette étude les critères d'informations présentés précédemment.

Tableau 6.5 : Sélection de l'ordre optimal de retard

Lag	FPE	AIC	SC	HQ
0	87060000	50.736	50.758	50.744
1	11993968	41.840	42.066	41.922
2	6954934.	41.295	41.723	41.451
3	4557726.	40.873	41.503	41.103
4	3317919.	40.555	41.388	40.859
5	2783652.	40.380	41.416	40.757
6	1831409*	39.961*	41.200*	40.413*

Note : * indique l'ordre de retard sélectionné par (AIC) le critère d'informations d'Akaike, (HQ) le critère d'information de Hannan-Quinn, (PFE) le critère d'informations d'erreur de prédiction finale, (SC) le critère de Schwarz.

Tous les critères informent une sélection du sixième retard. Par conséquent, Tableau 6.5 montre que 6 est le nombre des retards optimal à intégrer de notre modèle.

6.7 Stationnarité du modèle

Afin de pouvoir interpréter les différents résultats issus de notre modèle, il convient d'abord de vérifier les propriétés de stabilité du modèle. Pour ce faire, nous allons examiner la stationnarité des modèles à partir du test de l'inverse des racines polynômes. Dans ce cas il faut que l'ensemble des racines soient à l'intérieur du cercle.

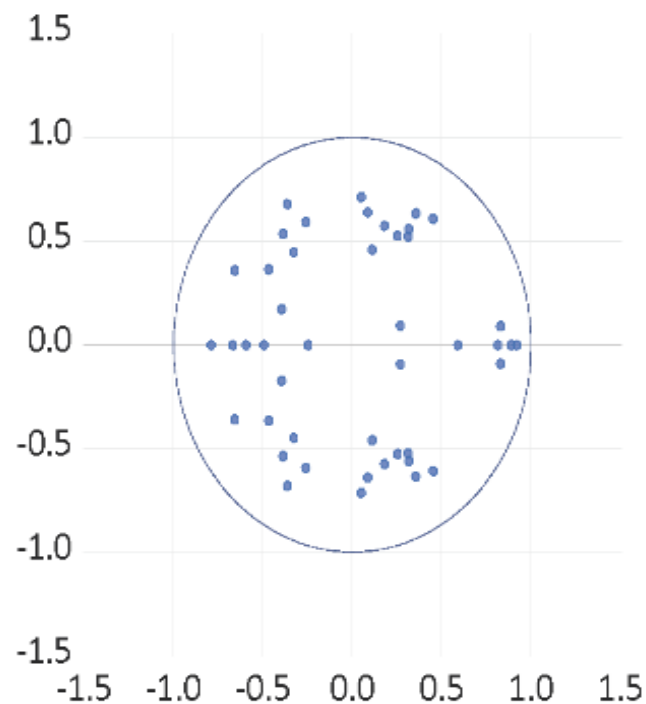


Figure 1 : Représentation graphique des valeurs propres

La figure 1 montre que tous les modules des valeurs propres du modèle sont inférieurs à un, et que l'ensemble des racines soient à l'intérieur du cercle unitaire. Par conséquent, nous constatons que les conditions de stabilité sont confirmées et que le modèle est stable. Le PVAR avec six retards satisfait la condition de stabilité du modèle et les marges d'erreur.

7- Résultats

7.1 Résultats principaux

Cette section sert dans un premier lieu, à présenter et interpréter les résultats empiriques de notre étude pour l'ensemble de notre échantillon, et vérifier dans un deuxième lieu nos hypothèses présentées dans la section 4 en divisant le panel des pays sélectionnés en deux sous-ensembles.

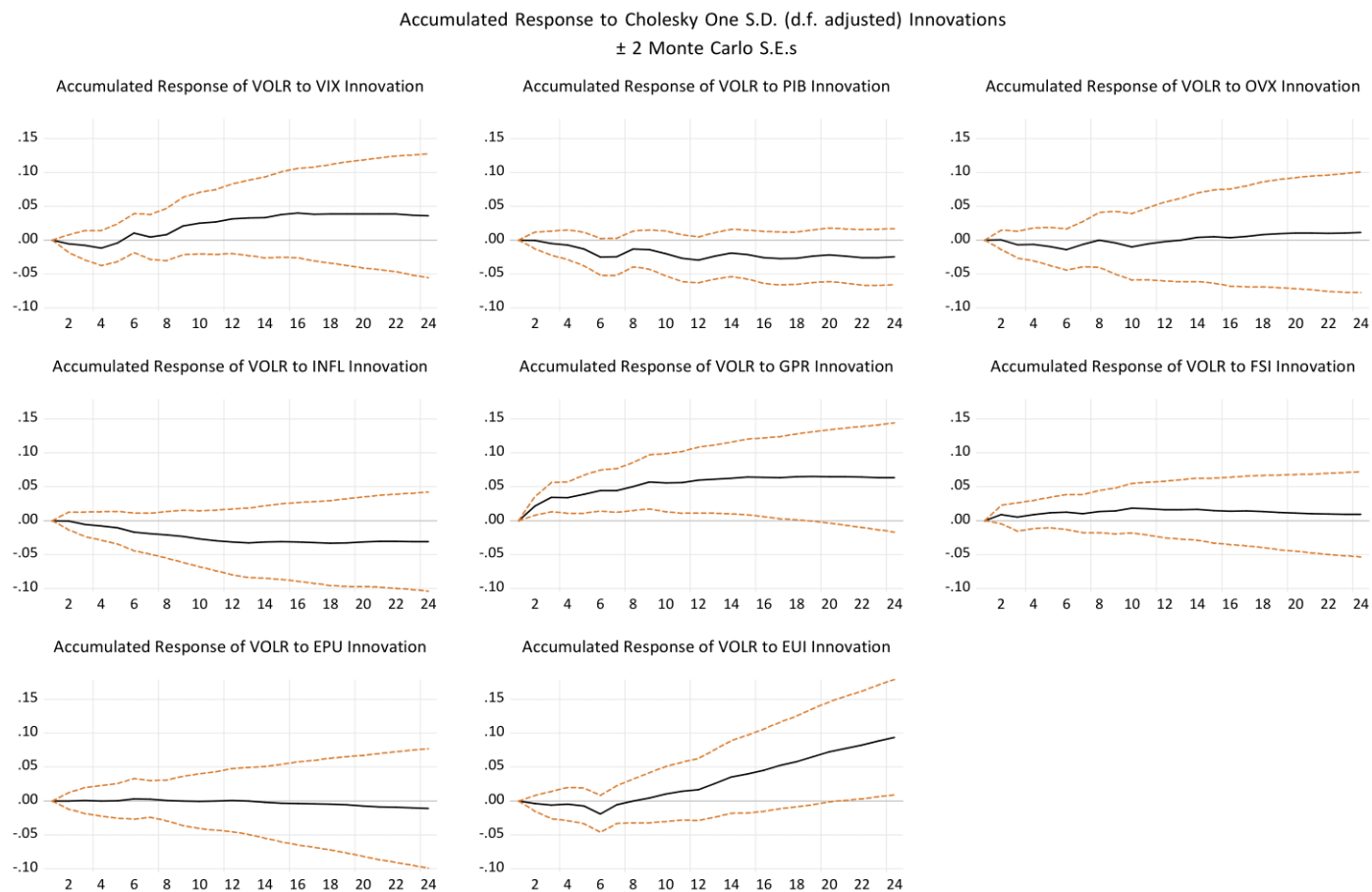
L'estimation du modèle PVAR, est complétée par les fonctions de réponses impulsionnelles qui offrent une analyse sur le court, le moyen et le long terme et qui peuvent être interprétées comme la réponse de la variable volatilité à un choc réalisé sur une autre variable du système PVAR, en maintenant les autres variables constantes. Dans le cadre de notre étude, nous procédons à des chocs de type Cholesky qui sont construits de manière à orthogonaliser les impulsions (Cochrane, 1999).

La figure 2 illustre la réponse cumulée de VOL_R aux chocs des variables FSI, VIX, PIB, GPR EPU, EUI, OVX et INF, telle que représentée par la ligne noire continue. Ces chocs sont observés grâce à la fonction des réponses impulsionnelles qui sont obtenues sur des intervalles de confiance. La réponse est considérée significative si la ligne noire continue ne croise jamais l'axe horizontale (Vo et al., 2020).

Les erreurs sont générées par une simulation Monte-Carlo avec 100 répétitions sur un horizon de 24 périodes (24 mois) qui commence à partir du moment de la réalisation du choc, ce qui constitue un délai suffisant pour que les variables retrouvent leur stabilité. Les bornes colorées en rouge représentant l'intervalle de confiance à un seuil de signification de 95%.

La figure 2 présente la réponse cumulée de la volatilité boursière aux chocs d'autres variables. Nous observons une réponse positive aux variables GPR et FSI et une réponse négative aux PIB et INF. Tandis que la réponse aux chocs de VIX, OVX, EPU et EUI n'est pas significative.

Figure 3 : Les fonctions des réponses impulsionnelles de la variable VOLR aux variables FSI, VIX, EPU, EUI, GPR, PIB, INF et OVX.



La réponse de la VOL_R au choc de la variable GPR semble être immédiate et positive atteignant le plus haut niveau à la période 12. Au-delà de cette période, cet impact se maintient positif et semble être constant. Ces résultats sont conformes aux recherches de Zhang et al (2023). Nous observons que le choc de la variable GPR est bien identifié puisque la réponse semble être immédiate et significativement positive pour un horizon de 24 périodes.

Il ressort également de l'analyse de FRI qu'un choc au PIB se traduit immédiatement par une baisse de VOL_R , tel que documenté par Campbell et Diebold, (2009), jusqu' à atteindre son plus bas niveau à la douzième période.

À la suite d'un choc de la variable PIB, nous observons que la volatilité VOL_R a tendance à diminuer immédiatement jusqu' à atteindre son plus bas niveau à la seizième période.

Quant au choc de FSI sur la volatilité, nous observons que la volatilité a tendance à réagir instantanément en variant positivement. Ces résultats concordent avec ceux de Xie et al. (2023) L'impact demeure positif et amorce sa baisse pour une tendance à la stabilisation à la fin de la période 20. Notons, par conséquent que le choc de sentiment conserve un effet persistant.

Finalement, le choc des variables EUI, OVX, EPU et VIX ne semblent pas avoir d'impact sur la volatilité.

Nous montrons, avec les fonctions de réponse impulsionnelles, qu'un choc aléatoire sur nos variables explicatives entraîne des perturbations sur la volatilité boursière. Toutefois, en nous limitant simplement aux fonctions de réaction, nous ne serons pas à mesure d'une part d'évaluer la capacité la volatilité à générer ses propres fluctuations, et d'autre part des fluctuations dans d'autres variables à un horizon temporel spécifique. Nous complétons aussi cette étude des fonctions de réponse impulsionnelles en procédant à une décomposition de la variance des erreurs de prévision. L'objectif est d'évaluer la contribution de chaque innovation à la variance de l'erreur de prévision.

De manière simplifiée, nous exprimons la variance de l'erreur de prévision sur un horizon h , allant de 1 à 24, en fonction de la variance de l'erreur attribuée à chaque variable.

Ensuite, nous rapportons chaque variance à la variance totale pour obtenir son poids relatif en pourcentage pour analyser dans quelle mesure l'impact d'un choc est le plus significatif.

Nous examinons spécifiquement la contribution des chocs FSI, VIX, PIB, GPR, EUI, EPU, INF ET OVX à la fluctuation de VOL_R , comme présenté dans le tableau 7.1.

La décomposition de la variance de l'erreur de prévision de la volatilité est due à 100.00% à ses propres innovations pour la première période. Cependant, la part de la variance des erreurs de prévision de la volatilité due à ses propres innovations diminue progressivement. Ainsi, entre la première période et la dernière période, le pouvoir explicatif la volatilité est passé de 100 % à 96.69 %.

Les variables EPU, EUI et OVX ont les plus faibles influences qui représentent respectivement 0.047%, 0.121% et 0.152% pour la dernière période. Cela implique que ces variables ne possèdent pas un effet significatif sur la variance de la volatilité.

En effet, l'influence du choc des variables FSI, VIX et PIB prennent de l'importance en s'éloignant de l'instant de leur survenance. Le tableau 7.1 montre que la part relative des chocs survenus sur ces variables dans la variance de la volatilité augmente, pour atteindre 2.84% au bout de 24 mois, dans leur ensemble.

Le choc sur FSI contribue à hauteur de 1.397% dans l'explication de la variance de la volatilité à un horizon de 24 périodes. Ce résultat indique l'impact du sentiment des investisseurs dans l'explication des fluctuations des cours boursiers. Il convient ainsi de souligner que la part relative de ce choc sur la volatilité augmente progressivement au cours du temps passant de 0.014% à 1.397%.

Tableau 7.1 : La décomposition de la variance de l'erreur de prévision de la volatilité

Période	VOL_R	FSI	VIX	INF	EPU	PIB	GPR	EUI	OVX
1	100.000	0.621	0.0298	0.078	0.000	0.005	0.477	0.000	0.000
4	98.815	0.172	0.0923	0.207	0.002	0.053	0.522	0.010	0.032
8	97.376	0.763	0.610	0.266	0.017	0.257	0.526	0.110	0.071
12	97.313	0.877	0.619	0.281	0.021	0.351	0.535	0.114	0.135
16	96.838	0.997	0.663	0.280	0.033	0.387	0.540	0.116	0.142
20	96.687	1.197	0.804	0.282	0.042	0.597	0.542	0.120	0.145
24	96.696	1.397	0.840	0.282	0.047	0.602	0.551	0.121	0.152

Notes : Les FEVDs présentées dans le tableau sont calculées avec 1, 4, 8, 12, 16, 20 et 24 périodes. La décomposition FEVD suit la décomposition de Cholesky et réalisée en utilisant 100 simulations de Monte Carlo pour 24 périodes.

7.2 Analyse comparative entre les pays développés et les pays émergents

Après avoir estimé notre modèle PVAR et analysé l'IRF et le FEVD pour l'ensemble de notre échantillon. Nous examinons dans cette section si l'impact du sentiment des investisseurs sur la volatilité boursière diffère selon la classification économique des pays, à savoir les pays développés et les pays émergents. Notre échantillon comporte 14 pays développés (Les Pays-Bas, Australie, France, Italie, Le Royaume-Uni, Allemagne, Canada, Espagne, Corée de sud, Japon, suède, Les États-Unis, Belgique, Danemark) et 7 pays émergents (Russie, Brazil, Chine, Mexique, Inde, Colombie, Chile)¹².

Une étape est primordiale pour examiner la relation de causalité entre nos variables consiste à vérifier la stationnarité des variables. Nous effectuons pour la période allant de décembre 1999 à décembre 2022 et pour les deux catégories de pays, trois tests de racine unitaire, soit les tests IPS, ADF et PP. Ainsi, nous ne pouvons confirmer la stationnarité d'une série que si l'hypothèse de présence de racine unitaire est rejetée par les trois tests.

Le Tableau 7.2 ci-dessous montre les résultats des tests, qui indiquent que toutes les variables sont intégrées d'ordre I (0) et I (1), il est donc approprié d'effectuer des tests de causalité.

¹² Les pays sont regroupés conformément à la classification établie par IMF. Voir le lien, <https://www.imf.org/en/Publications/WEO/weo-database/2023/April/groups-and-aggregates>.

Tableau 7.2 : Tests de stationnarité de deux sous-ensembles

Variable	IPS	LLC	ADF
<u>Les pays Développés</u>			
VOL_R	-11.275***	- 9.295***	200.986***
FSI	-22.079***	-13.680***	532.877***
VIX	-7.144***	-1.680***	107.165***
EUI	-26.482***	-29.792***	694.048***
EPU	-25.225***	-27.939***	650.021***
PIB	-52.686***	-50.779***	680.400***
GPR	-18.810***	-17.262***	462.924***
INF	-17.120***	-24.492***	411.786***
OVX	-7.825***	-5.853***	119.404***
<u>Les pays Émergents</u>			
VOL_R	5.471***	-3.791***	75.368***
FSI	-6.084***	-9.673***	68.101***
VIX	-20.461***	-1.680***	53.582***
EUI	-10.146***	-2.759***	140.269***
EPU	-19.018***	-21.021***	356.015***
PIB	-19.686***	-19.506***	351.132***
GPR	-14.529***	-1.357*	251.636***
INF	-10.073***	-5.558***	145.009***
OVX	-5.533***	- 4.138***	59.702***

Note : ***, ** et * présentent respectivement les niveaux de significativité de 1 %, 5 % et 10 %.

Dans cette section, nous étudions la relation de causalité entre la volatilité boursière et le reste des variables et nous examinons s'il révèle une différence dans cette relation entre les deux catégories de pays.

Le tableau 7.3 présente les résultats du test de causalité de Dumitrescu et Hurlin (2012) entre décembre 1999 et décembre 2022 pour les deux sous-échantillons.

Pour les pays développés, l'hypothèse nulle selon laquelle la volatilité boursière ne cause pas, de manière homogène FSI, l'OVX et le VIX est rejetée au seuil de 1%. La même relation est observée dans la direction inverse dans les trois relations. En revanche, la volatilité boursière cause INF, GPR, PIB, EUI et EPU, mais aucune relation de causalité n'est trouvée dans la direction inverse.

En ce qui concerne le groupe de pays émergents, différents résultats sont observés. Une relation de causalité bidirectionnelle est observée entre VOL_R et FSI, VOL_R et l'OVX, et finalement entre VOL_R et l'indice VIX. De même, les résultats issus du test de causalité révèlent l'existence d'un lien de causalité unidirectionnel entre VOL_R et les variables FSI, INF, PIB, et OVX. Cette relation unidirectionnelle montre qu'il n'y a pas d'effet de « *feedback* » allant de FSI à VOL_R , PIB à VOL_R , INF à VOL_R , et finalement d'OVX à VOL_R .

Dans le même contexte, les résultats nous montrent une relation causale bidirectionnelle entre VOL_R et le reste des variables, soit VIX, GPR, EUI et EPU.

Après avoir vérifié la stationnarité et étudié la relation de causalité de nos variables, et avant de passer à l'estimation, la détermination du retard qui permet de corriger toute autocorrélation d'erreurs du modèle est primordiale. Ainsi les résultats de sélection de l'ordre optimal de retard sont présentés dans le tableau 7.4.

Tableau 7.3 : Tests de causalité de Granger de deux sous-ensembles

Hypothèse Nulle :	<u>Les pays développés</u>			<u>Les pays émergents</u>		
	W-Stat.	Zbar-Stat.	Prob	W-Stat.	Zbar-Stat.	Prob
VIX ne cause pas VOL _R VOL _R ne cause pas VIX	51.500 9.774	43.194 2.636	0.000 0.008	19.393 14.761	7.088 5.282	0.000 0.000
INF ne cause pas VOL _R VOL _R ne cause pas INF	7.977 11.831	0.852 4.548	0.394 0.000	8.622 25.893	1.064 12.898	0.287 0.000
GPR ne cause pas VOL _R VOL _R ne cause pas GPR	5.707 9.531	-1.316 2.399	0.187 0.016	4.662 18.421	-1.648 7.788	0.099 0.000
PIB ne cause pas VOL _R VOL _R ne cause pas PIB	6.920 24.345	-0.138 16.791	0.889 0.000	7.432 26.131	0.244 13.022	0.806 0.000
FSI ne cause pas VOL _R VOL _R ne cause pas cause FSI	46.876 14.467	38.699 7.198	0.000 0.000	8.785 26.167	1.180 13.111	0.237 0.000
EUI ne cause pas VOL _R VOL _R ne cause pas EUI	8.056 10.536	0.966 3.376	0.334 0.000	9.527 9.733	1.689 1.830	0.091 0.067
EPU ne cause pas VOL _R VOL _R ne cause pas EPU	8.662 13.040	1.553 5.806	0.120 0.000	11.045 13.464	2.731 4.390	0.063 0.000
OVX ne cause pas VOL _R VOL _R ne cause pas OVX	13.531 12.010	6.190 4.727	0.000 0.000	4.899 36.258	-1.486 19.823	0.137 0.000

Tableau 7.4 : Sélection de l'ordre optimal de retard de deux sous-ensembles

Lag	FPE	AIC	SC	HQ
<u>Les pays développés</u>				
0	474000	50.123	50.157	50.136
1	146287	42.039	42.379	41.166
2	886433	41.538	42.185	41.780
3	610993	41.166	42.119	41.522
4	462118	40.672	42.146	41.358
5	372851	40.166	42.238	41.258
6	224808	40.166	42.038*	40.866
7	190690*	40.001*	42.180	40.816*
<u>Les pays émergents</u>				
0	242757	40.243	40.296	40.263
1	207.514	30.876	31.405	31.079
2	113.857	30.275	31.281*	30.662
3	90.961	30.051	31.532	30.620*
4	85.552	29.989	31.947	30.741
5	82.127	29.948	32.381	30.883
6	80.311	29.924	32.834	31.042
7	75.677*	29.864*	33.250	31.165

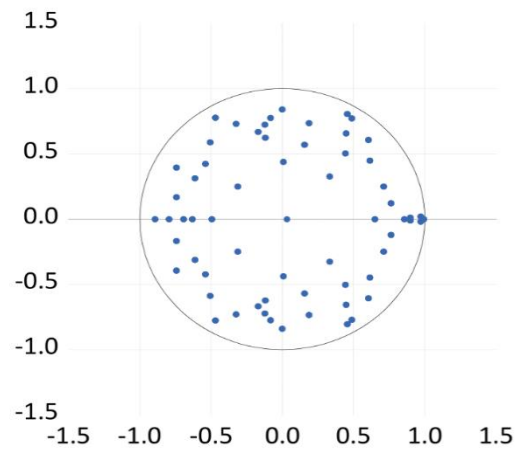
Note : * indique l'ordre de retard sélectionné par (AIC) le critère d'informations d'Akaike, (HQ) le critère d'information de Hannan-Quinn, (PFE) le critère d'informations d'erreur de prédiction finale, (SC) le critère de Schwarz.

Les critères PFE et AIC montrent les mêmes résultats de nombre de retard optimales à sélectionner pour les deux sous échantillon. Tableau 7.4 montre que 7 est le nombre des retards optimal à intégrer dans notre modèle.

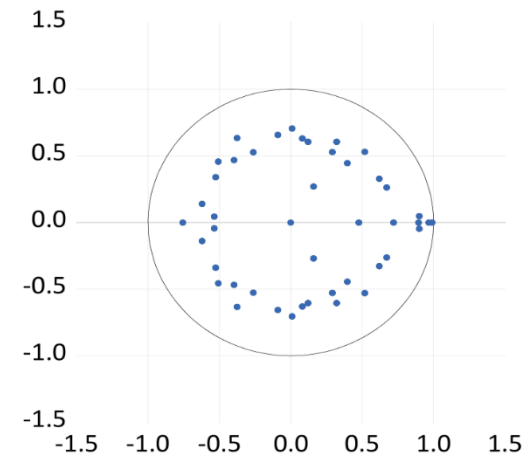
Après avoir examiné le nombre des retards optimal à intégrer, nous testons la stationnarité des modèles PVAR à partir du test de l'inverse des racines polynômes.

Figure 3 : Représentations graphiques des valeurs propres des pays développés et émergents

Inverse Roots of AR Characteristic Polynomial



Inverse Roots of AR Characteristic Polynomial



Les figures 3 montre, pour les deux catégories de pays, que tous les modules des valeurs propres du modèle sont inférieurs à un, et que l'ensemble des racines sont à l'intérieur du cercle unitaire. Par conséquent, nous concluons que les conditions de stabilité sont confirmées et que le modèle est stable. Le modèle PVAR (7) satisfait la condition de stabilité des estimations et les marges d'erreur pour les pays développés comme pour les pays émergents.

Après avoir estimé le PVAR, nous procédons aux IRFs, ce qui nous permet d'explorer comment un choc dans une des variables explicatives affecte la volatilité boursière. Les Figures 4a et 4b présentent respectivement les IRFs, aux chocs des variables FSI, VOX, OVX, EPU, EUI, GPR, PIB et INF pour les pays développés et les pays émergents.

Les erreurs sont générées par une simulation Monte-Carlo avec 100 répétitions sur un horizon de 24 périodes qui commence à partir du moment de la réalisation du choc, ce qui constitue un délai suffisant pour que les variables retrouvent leur stabilité. Les bornes colorées en rouge représentant l'intervalle de confiance à un seuil de signification de 95%.

Nous constatons que la réponse de la volatilité au FSI est positive et significative pour les pays développés comme pour les pays émergents. Cependant, cet effet est plus significatif pour les pays émergents que pour les pays développés. Quant au choc de l'EPU, l'EUI et LINF sur VOL_R , nous observons qu'ils n'ont pas d'impacts significatifs sur la volatilité pour les deux catégories des pays.

Les résultats montrent pour les pays émergents, que la variable OVX possède un effet immédiat et positif sur la volatilité. Une relative stabilisation de la volatilité est observée à partir de la période 18, tandis que cet effet s'avère statistiquement négatif pour les pays développés.

Alors que les variables GPR et VIX stimulent significativement et positivement la volatilité dans les pays émergents, elles ne sont pas significatives pour les pays développés. Il ressort ainsi de l'analyse d'IRF que la volatilité a tendance à réagir positivement au choc de PIB pour les pays émergents, mais négativement pour les pays développés.

Figure 4a : Les fonctions des réponses impulsionnelles de la variable VOL_R aux variables FSI, VIX, EPU, EUI, GPR, PIB, INF et OVX, relatives aux pays développés.

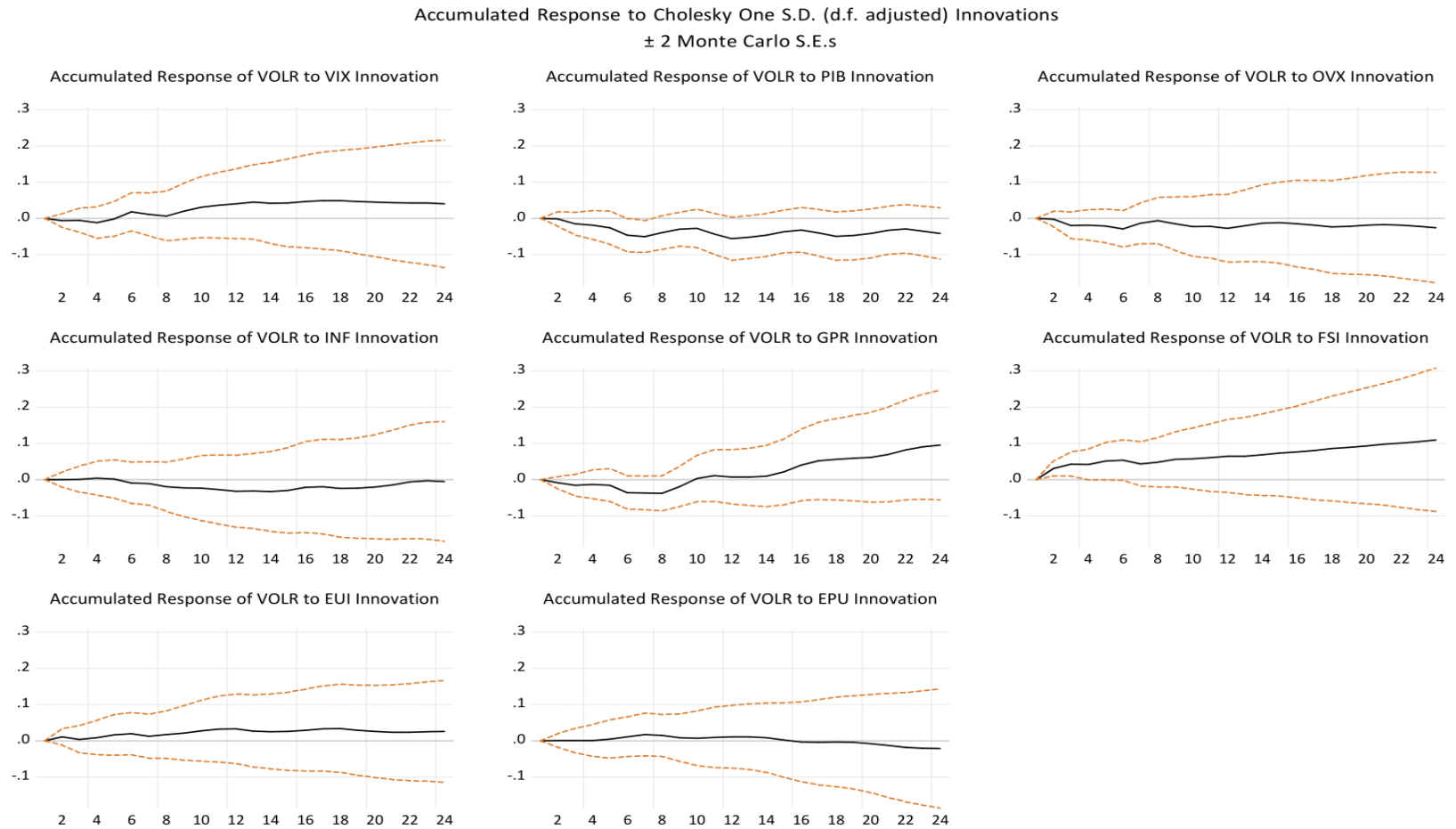


Figure 4b : Les fonctions des réponses impulsionnelles de la variable VOL_R aux variables FSI, VIX, EPU, EUI, GPR, PIB, INF et OVX, relatives aux pays émergents.

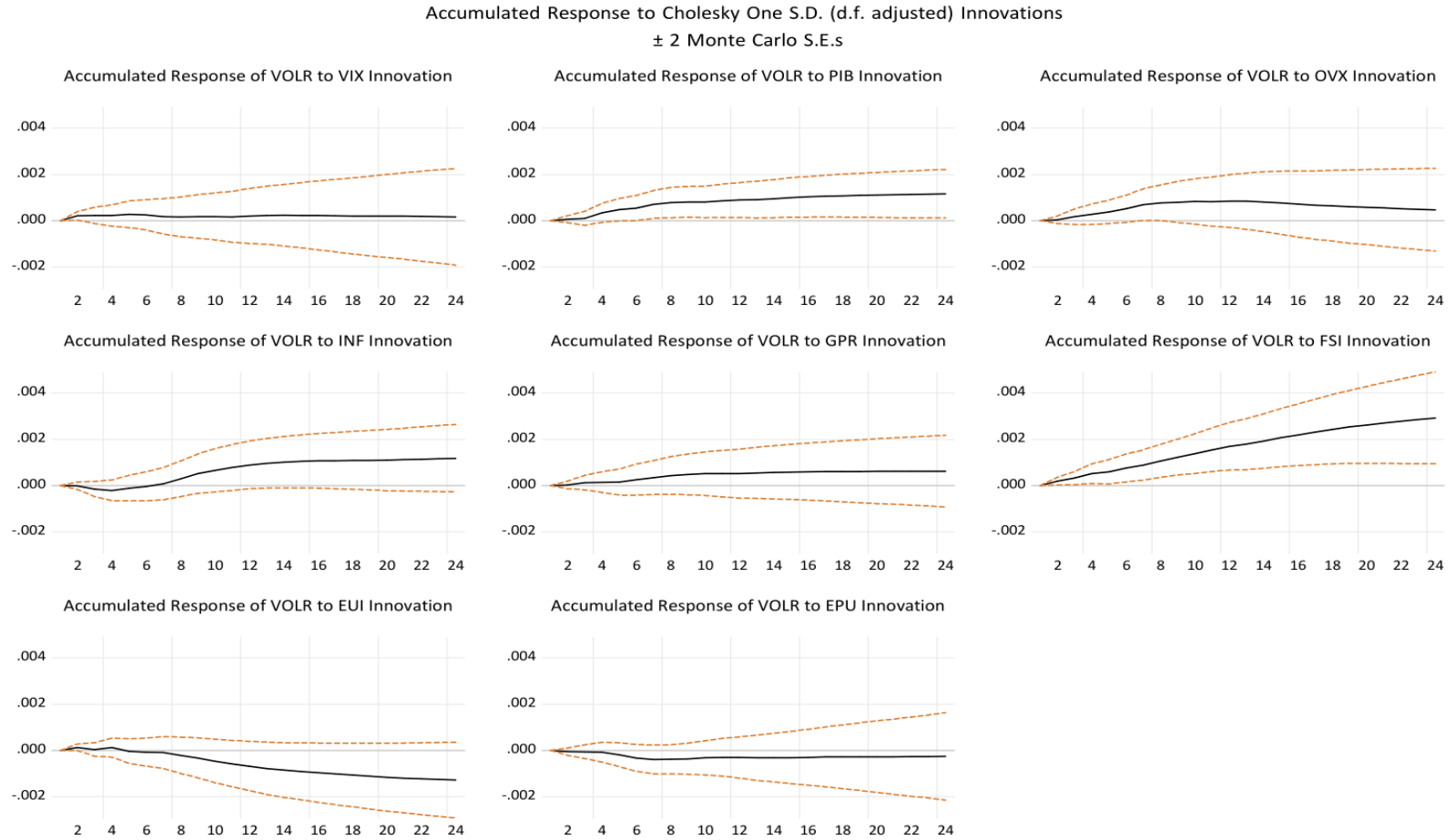


Tableau 7.5 : La décomposition de la variance de l'erreur de prévision de la volatilité de deux sous-ensembles

Période	VOL_R	FSI	VIX	INF	EPU	PIB	GPR	EUI	OVX
<u>Pays développés</u>									
1	100.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
4	98.752	0.061	0.050	0.011	0.000	0.150	0.669	0.115	0.187
8	97.624	0.262	0.333	0.102	0.052	0.457	0.661	0.163	0.342
12	96.588	0.726	0.498	0.114	0.077	0.698	0.680	0.197	0.417
16	96.247	0.937	0.496	0.145	0.109	0.738	0.669	0.210	0.445
20	96.040	0.998	0.493	0.155	0.114	0.821	0.684	0.229	0.461
24	95.716	1.143	0.494	0.202	0.140	0.898	0.703	0.361	0.471
<u>Pays émergents</u>									
1	100.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
4	95.812	1.266	0.623	0.394	0.052	0.777	0.183	0.462	0.426
8	90.962	2.254	0.690	1.668	0.511	1.535	0.612	0.996	1.270
12	88.044	3.369	0.683	2.261	0.521	1.578	0.630	1.635	1.247
16	86.876	4.124	0.690	2.328	0.518	1.632	0.653	1.878	1.298
20	86.199	4.667	0.689	2.311	0.517	1.640	0.650	1.978	1.344
24	85.856	4.928	0.690	2.316	0.516	1.645	0.648	2.017	1.380

Notes : Les FEVDs présentées dans le tableau sont calculées avec 1, 4, 8, 12, 16, 20 et 24 périodes. Le FEVD suit la décomposition de Cholesky et réalisée en utilisant 100 simulations de Monte Carlo pour 24 périodes.

Après avoir analysé l'IRF nous examinons également comment les chocs aux variables explicatives contribuent au choc sur la volatilité boursière pour les deux sous-échantillons en utilisant la FEVD.

Le Tableau 7.5 révèle les résultats de FEVD, montrant que la variance de l'erreur de prévision de la VOL_R est expliquée à 95.71% et 85.58% par ses propres innovations pour les deux catégories des pays. Toutes les variables incluses dans notre modèle expliquent respectivement 4.284% et 14.146% de la variance de la VOL_R , pour les pays développés et les pays émergents après 24 périodes.

Les résultats montrent également que la part relative des chocs survenus sur FSI dans la variance de la volatilité augmente, pour atteindre 1.14% et 4.92% au bout de 24 périodes, pour les deux sous-ensembles. L'analyse de la décomposition de la variance confirme les conclusions des IRFs et met en évidence que le sentiment des investisseurs contribue davantage que d'autres variables à expliquer les fluctuations de la volatilité.

L'analyse de nos tests nous permet de mieux cerner l'influence du sentiment sur la volatilité boursière. En effet, les résultats des tests permettent d'affirmer la relation de causalité qui existe entre le FSI et la VOL_R . Le sentiment des investisseurs possède un impact positif et significatif sur la volatilité. Autrement dit, plus le stress financier s'accroît plus la volatilité boursière tend vers la hausse, et cela est vrai pour les pays émergents comme pour les pays développés. Ces résultats sont conformes aux recherches de Cevik et al. (2022).

Nous pouvons donc nous prononcer sur les hypothèses de départ et nous conformons l'Hypothèse H_1 qui stipule que le sentiment des investisseurs a un effet positif et significatif sur la volatilité des marchés boursiers.

8- Conclusion extension et limite de l'étude

Dans cette étude, nous analysons l'effet du sentiment des investisseurs sur la volatilité de 21 marchés boursiers mondiaux pour la période allant de décembre 1999 à décembre 2022. Outre la considération de l'indice FSI, comme étant une variable explicative, pour étudier cet impact, nous introduisons également plusieurs variables économiques et financières liées à la volatilité boursière, afin de comparer leurs impacts avec celui du FSI, à savoir le VIX, l'EPU, le GPR, l'OVX, l'INF, le PIB, l'EUI (Bekaert et Hoerova, 2014 ; Brogaard et Detzel, 2015 ; Liu et Zhang, 2015 ; Chen et al., 2017 ; Balcilar, et al., 2019 ; Liang et al., 2020 ; Wang et al., 2020).

Pour démontrer ces effets de transmission entre les variables explicatives et la volatilité, nous entreprenons une étude empirique qui s'apparente à celle de Hong Vo et al. (2020). Et qui comporte dans premièrement un ensemble de 21 pays, ensuite deux sous-ensembles, à savoir 14 pays développés et 7 pays émergents.

Notre étude consiste d'abord, à tester au sens de Granger les liens de causalité entre la volatilité et les variables explicatives, puis à analyser les fonctions de réponse impulsionnelles aux chocs et enfin à étudier la décomposition de la variance des erreurs de prévisions.

Au terme de cette analyse empirique, nous constatons que la variable FSI, a un impact positif et significatif sur la volatilité. Cette variable contribue plus que d'autres variables à influencer la volatilité boursière pour les deux catégories de pays tels que démontrés par Bahloul et Bouri (2016), Alomari et al. (2021) et Liang et al. (2023). L'analyse de la décomposition de la variance corrobore celle des IRF et montre que la variance du sentiment de l'investisseur, contribue plus que d'autres variables dans l'explication des fluctuations de la volatilité.

En se basant sur les résultats des IRFs et FEVDs, nous constatons des différences significatives entre les pays développés et les pays émergents en ce qui concerne les effets des variables macroéconomiques sur la volatilité. Cela apparait logique vu la particularité

économique, financière et politique de chaque pays, les résultats observés sur une catégorie des pays ne peuvent pas être observés sur d'autres pays.

Notre recherche présente une limite qui se rapporte aux données utilisées. L'utilisation de données mensuelles plutôt que des données journalières, en raison de leur disponibilité limitée sur de longues périodes, constitue un écueil important de notre analyse. Les données journalières offrent une meilleure représentation du sentiment des investisseurs, compte tenu qu'il ne peut pas être statique pour tout un mois, et intègrent toutes les informations au fur et à mesure présentes sur le marché. Ce qui n'est pas le cas pour des données mensuelles dont l'intégration de l'information est seulement partielle.

9- Références

1. Abreu, D. & M.K. Brunnermeier, Synchronization risk and delayed arbitrage, in *Journal of Financial Economics*. 2002. p. 341-360.
2. Ahmed, S.F., K.Z. Islam, & M.R. Khan, Relationship between inflation and stock market returns: Evidence from Bangladesh. *Daffodil International University Journal of Business and Economics*, 2015. 9(1): p. 1-12.
3. Akaike, H., Maximum likelihood identification of Gaussian autoregressive moving average models. *Biometrika*, 1973. 60(2): p. 255-265.
4. Akaike, H., Factor analysis and AIC. *Psychometrika*, 1987. 52: p. 317-332.
5. Alomari, E., R. Mehmood, & I. Katib, Sentiment analysis of Arabic tweets for road traffic congestion and event detection. *Smart Infrastructure Applications: Foundations for Smarter Cities and Societies*, 2020: p. 37-54.
6. Andersen, T.G. & T. Bollerslev, Intraday periodicity and volatility persistence in financial markets. *Journal of empirical finance*, 1997. 4(2-3): p. 115-158.
7. Andersen, T. G., Bollerslev, T., Diebold, F. X., & Labys, P, The distribution of realized exchange rate volatility. *Journal of the American statistical association*, 2001. 96(453): p. 42-55.
8. Anderson, K. & C. Brooks, Speculative bubbles and the cross-sectional variation in stock returns. *International Review of Financial Analysis*, 2014. 35: p. 20-31.
9. Antonakakis, N., Gupta, R., Kollias, C., & Papadamou, S, Geopolitical risks and the oil-stock nexus over 1899–2016. *Finance Research Letters*, 2017. 23: p. 165-173.
10. Aouadi, A., M. Arouri, & F. Teulon, Investor attention and stock market activity: Evidence from France. *Economic Modelling*, 2013. 35: p. 674-681.
11. Ariel, R.A., A monthly effect in stock returns. *Journal of financial economics*, 1987. 18(1): p. 161-174.
12. Arrow, K.J., The demand for information and the distribution of income. *Probability in the Engineering and Informational Sciences*, 1987. 1(1): p. 3-13.

13. Bahloul, W. & A. Bouri, The impact of investor sentiment on returns and conditional volatility in US futures markets. *Journal of Multinational Financial Management*, 2016. 36: p. 89-102.
14. Bai, J., Panel data models with interactive fixed effects. *Econometrica*, 2009. 77(4): p. 1229-1279.
15. Baker, M., R.S. Ruback, & J. Wurgler, Behavioral corporate finance, in *Handbook of empirical corporate finance*. 2007, Elsevier. p. 145-186.
16. Baker, M. & J.C. Stein, Market liquidity as a sentiment indicator. *Journal of financial Markets*, 2004. 7(3): p. 271-299.
17. Baker, M. & J. Wurgler, The equity share in new issues and aggregate stock returns. *the Journal of Finance*, 2000. 55(5): p. 2219-2257.
18. Baker, M. & J. Wurgler, A catering theory of dividends. *The Journal of finance*, 2004. 59(3): p. 1125-1165.
19. Baker, M. & J. Wurgler, Investor sentiment and the cross-section of stock returns. *The journal of Finance*, 2006. 61(4): p. 1645-1680.
20. Baker, M. & J. Wurgler, Investor sentiment in the stock market. *Journal of economic perspectives*, 2007. 21(2): p. 129-151.
21. Baker, S.R., N. Bloom, & S.J. Davis, Measuring economic policy uncertainty. *The quarterly journal of economics*, 2016. 131(4): p. 1593-1636.
22. Balcilar, M., et al., Can volume predict Bitcoin returns and volatility? A quantiles-based approach. *Economic Modelling*, 2017. 64: p. 74-81.
23. Bank, M., M. Larch, & G. Peter, Google search volume and its influence on liquidity and returns of German stocks. *Financial markets and portfolio management*, 2011. 25: p. 239-264.
24. Barber, B.M. & T. Odean, Trading is hazardous to your wealth: The common stock investment performance of individual investors. *The journal of Finance*, 2000. 55(2): p. 773-806.
25. Barberis, N., M. Huang, & T. Santos, Prospect theory and asset prices. *The quarterly journal of economics*, 2001. 116(1): p. 1-53.
26. Barberis, N., A. Shleifer, & R. Vishny, A model of investor sentiment. *Journal of financial economics*, 1998. 49(3): p. 307-343.

27. Barberis, N. & R. Thaler, A survey of behavioral finance. *Handbook of the Economics of Finance*, 2003. 1: p. 1053-1128.
28. Barndorff-Nielsen, O.E. & N. Shephard, Econometric analysis of realized volatility and its use in estimating stochastic volatility models. *Journal of the Royal Statistical Society Series B: Statistical Methodology*, 2002. 64(2): p. 253-280.
29. Basu, S. & B. Bundick, Uncertainty shocks in a model of effective demand. *Econometrica*, 2017. 85(3): p. 937-958.
30. Bathia, D. & D. Bredin, An examination of investor sentiment effect on G7 stock market returns, in *Contemporary Issues in Financial Institutions and Markets*. 2016, Routledge. p. 99-128.
31. Beer, F. & M. Zouaoui, Measuring stock market investor sentiment. *Journal of Applied Business Research (JABR)*, 2013. 29(1): p. 51-68.
32. Ben-Rephael, A., S. Kandel, & A. Wohl, Measuring investor sentiment with mutual fund flows. *Journal of financial Economics*, 2012. 104(2): p. 363-382.
33. Black, F., Noise. *The journal of finance*, 1986. 41(3): p. 528-543.
34. Blasco, N., P. Corredor, & E. Ferrer, Analysts herding: When does sentiment matter? *Applied Economics*, 2018. 50(51): p. 5495-5509.
35. Bloom, N., The impact of uncertainty shocks. *econometrica*, 2009. 77(3): p. 623-685.
36. Bollen, J., H. Mao, & A. Pepe. Modeling public mood and emotion: Twitter sentiment and socio-economic phenomena. in *Proceedings of the international AAAI conference on web and social media*. 2011.
37. Bollerslev, T., J. Litvinova, & G. Tauchen, Leverage and volatility feedback effects in high-frequency data. *Journal of Financial Econometrics*, 2006. 4(3): p. 353-384.
38. Bouri, E., Oil volatility shocks and the stock markets of oil-importing MENA economies: A tale from the financial crisis. *Energy Economics*, 2015. 51: p. 590-598.
39. Bouri, E., et al., Spillovers between Bitcoin and other assets during bear and bull markets. *Applied Economics*, 2018. 50(55): p. 5935-5949.
40. Bris, A., W.N. Goetzmann, & N. Zhu, Efficiency and the bear: Short sales and markets around the world. *The Journal of Finance*, 2007. 62(3): p. 1029-1079.

41. Broihanne, M.-H., M. Merli, & P. Roger, *Finance comportementale*. 2004: Economica Paris.
42. Brown, G.W. & M.T. Cliff, Investor sentiment and the near-term stock market. *Journal of empirical finance*, 2004. 11(1): p. 1-27.
43. Brown, N.C., et al., Investor sentiment and pro forma earnings disclosures. *Journal of Accounting Research*, 2012. 50(1): p. 1-40.
44. Cacciotti, G. & J.C. Hayton, Fear and entrepreneurship: A review and research agenda. *International Journal of Management Reviews*, 2015. 17(2): p. 165-190.
45. Caldara, D. & M. Iacoviello, Measuring geopolitical risk. *American Economic Review*, 2022. 112(4): p. 1194-1225.
46. Campbell, S.D. & F.X. Diebold, Stock returns and expected business conditions: Half a century of direct evidence. *Journal of Business & Economic Statistics*, 2009. 27(2): p. 266-278.
47. Canova, F. & M. Ciccarelli, Panel Vector Autoregressive Models: A Survey ☆ The views expressed in this article are those of the authors and do not necessarily reflect those of the ECB or the Eurosystem, in *VAR models in macroeconomics—new developments and applications: Essays in honor of Christopher A. Sims*. 2013, Emerald Group Publishing Limited. p. 205-246.
48. Caporin, M. & F. Poli, Building news measures from textual data and an application to volatility forecasting. *Econometrics*, 2017. 5(3): p. 35.
49. Chan, W.S., R. Frankel, & S.P. Kothari, Testing behavioral finance theories using trends and consistency in financial performance. *Journal of Accounting and Economics*, 2004. 38: p. 3-50.
50. Chang, C.-C., P.-F. Hsieh, & H.-N. Lai, Do informed option investors predict stock returns? Evidence from the Taiwan stock exchange. *Journal of Banking & Finance*, 2009. 33(4): p. 757-764.
51. Chiu, C.-w.J., et al., Financial market volatility, macroeconomic fundamentals and investor sentiment. *Journal of Banking & Finance*, 2018. 92: p. 130-145.
52. Christiansen, C., M. Schmeling, & A. Schrimpf, A comprehensive look at financial volatility prediction by economic variables. *Journal of Applied Econometrics*, 2012. 27(6): p. 956-977.

53. Cipollini, A.P.L. & A. Manzini, Can the VIX signal market's direction? An asymmetric dynamic strategy. *An Asymmetric Dynamic Strategy* (April 2007), 2007.
54. Clarke, R.G. & M. Statman, Bullish or bearish? *Financial Analysts Journal*, 1998. 54(3): p. 63-72.
55. Conrad, C., K. Loch, & D. Rittler, On the macroeconomic determinants of long-term volatilities and correlations in US stock and crude oil markets. *Journal of Empirical Finance*, 2014. 29: p. 26-40.
56. Cornelli, F., D. Goldreich, & A. Ljungqvist, Investor sentiment and pre-IPO markets. *The journal of finance*, 2006. 61(3): p. 1187-1216.
57. Corzo, T., M. Prat, & E. Vaquero, Behavioral Finance in Joseph de la Vega's *Confusion de Confusiones*. *Journal of Behavioral Finance*, 2014. 15(4): p. 341-350.
58. Cutler, D.M., et al., Macroeconomic performance and the disadvantaged. *Brookings papers on economic activity*, 1991. 1991(2): p. 1-74.
59. Da, Z., J. Engelberg, & P. Gao, In search of attention. *The journal of finance*, 2011. 66(5): p. 1461-1499.
60. Da, Z., J. Engelberg, & P. Gao, The sum of all FEARS investor sentiment and asset prices. *The Review of Financial Studies*, 2015. 28(1): p. 1-32.
61. Dang, T.H.-N., et al., Measuring the energy-related uncertainty index. *Energy Economics*, 2023. 124: p. 106817.
62. Das, D., M. Kannadhasan, & M. Bhattacharyya, Oil price shocks and emerging stock markets revisited. *International Journal of Emerging Markets*, 2022. 17(6): p. 1583-1614.
63. Dash, S.R. & D. Maitra, Does sentiment matter for stock returns? Evidence from Indian stock market using wavelet approach. *Finance Research Letters*, 2018. 26: p. 32-39.
64. Davis, N. & A.M. Kutan, Inflation and output as predictors of stock returns and volatility: international evidence. *Applied Financial Economics*, 2003. 13(9): p. 693-700.
65. De Bondt, W.F. and R. Thaler, Does the stock market overreact? *The Journal of finance*, 1985. 40(3): p. 793-805.

66. De Bondt, W.F. & R.H. Thaler, Further evidence on investor overreaction and stock market seasonality. *The Journal of finance*, 1987. 42(3): p. 557-581.
67. De Long, J.B., et al., Noise trader risk in financial markets. *Journal of political Economy*, 1990. 98(4): p. 703-738.
68. De Long, J.B., et al., Noise trader risk in financial markets. *Journal of political Economy*, 1990. 98(4): p. 703-738.
69. Degiannakis, S. & G. Filis, Forecasting oil price realized volatility using information channels from other asset classes. *Journal of International Money and Finance*, 2017. 76: p. 28-49.
70. DeVault, L., R. Sias, & L. Starks, Sentiment metrics and investor demand. *The Journal of Finance*, 2019. 74(2): p. 985-1024.
71. Dey, M.K. & S. Flaherty. Stock exchange liquidity, bank credit, and economic growth. in Max Fry Conference on Finance and Development, University of Birmingham, The Business School University House, Birmingham B15 2TT. 2005.
72. Dickey, D.A. & W.A. Fuller, Likelihood ratio statistics for autoregressive time series with a unit root. *Econometrica: journal of the Econometric Society*, 1981: p. 1057-1072.
73. Dimpfl, T. & S. Jank, Can internet search queries help to predict stock market volatility? *European financial management*, 2016. 22(2): p. 171-192.
74. Dimson, E. & C. Minio-Kozerski, A factor model of the closed-end fund discount. London Business School, 2002.
75. Dumitrescu, E.-I. & C. Hurlin, Testing for Granger non-causality in heterogeneous panels. *Economic modelling*, 2012. 29(4): p. 1450-1460.
76. Dutta, A., Oil price uncertainty and clean energy stock returns: New evidence from crude oil volatility index. *Journal of Cleaner Production*, 2017. 164: p. 1157-1166.
77. Dyevre, A., Technocracy and distrust: Revisiting the rationale for constitutional review. *International Journal of Constitutional Law*, 2015. 13(1): p. 30-60.
78. Edmans, A., *Essays in financial economics*. 2007, Massachusetts Institute of Technology.
79. Edmans, A., D. Garcia, & Ø. Norli, Sports sentiment and stock returns. *The Journal of finance*, 2007. 62(4): p. 1967-1998.

80. Elton, E.J., M.J. Gruber, & J.A. Busse, Are investors rational? Choices among index funds. *the Journal of Finance*, 2004. 59(1): p. 261-288.
81. Engle, R.F., E. Ghysels, & B. Sohn, Stock market volatility and macroeconomic fundamentals. *Review of Economics and Statistics*, 2013. 95(3): p. 776-797.
82. Engle, R.F., E. Ghysels, & B. Sohn, Stock market volatility and macroeconomic fundamentals. *Review of Economics and Statistics*, 2013. 95(3): p. 776-797.
83. Engle, R.F. & J.G. Rangel, The spline-GARCH model for low-frequency volatility and its global macroeconomic causes. *The review of financial studies*, 2008. 21(3): p. 1187-1222.
84. Fama, E.F., The behavior of stock-market prices. *The journal of Business*, 1965. 38(1): p. 34-105.
85. Fama, E.F., Efficient capital markets. *Journal of finance*, 1970. 25(2): p. 383-417.
86. Fama, E.F., Efficient capital markets: II. *The journal of finance*, 1991. 46(5): p. 1575-1617.
87. Fama, E.F. & K.R. French, Business conditions and expected returns on stocks and bonds. *Journal of financial economics*, 1989. 25(1): p. 23-49.
88. Fama, E.F. & K.R. French, Disappearing dividends: changing firm characteristics or lower propensity to pay? *Journal of Financial economics*, 2001. 60(1): p. 3-43.
89. Fang, H., et al., The impacts of investors' sentiments on stock returns using fintech approaches. *International Review of Financial Analysis*, 2021. 77: p. 101858.
90. Finter, P., A. Niessen-Ruenzi, & S. Ruenzi, The impact of investor sentiment on the German stock market. *Zeitschrift für Betriebswirtschaft*, 2012. 82: p. 133-163.
91. Frazzini, A. & O.A. Lamont, The earnings announcement premium and trading volume. *NBER working paper*, 2007(w13090).
92. Frazzini, A. & O.A. Lamont, Dumb money: Mutual fund flows and the cross-section of stock returns. *Journal of financial economics*, 2008. 88(2): p. 299-322.
93. French, K.R., Stock returns and the weekend effect. *Journal of financial economics*, 1980. 8(1): p. 55-69.
94. French, K.R., G.W. Schwert, & R.F. Stambaugh, Expected stock returns and volatility. *Journal of financial Economics*, 1987. 19(1): p. 3-29.

95. Ganda, F., The interplay between technological innovation, financial development, energy consumption and natural resource rents in the BRICS economies: Evidence from GMM panel VAR. *Energy Strategy Reviews*, 2024. 51: p. 101267.
96. Garcia, D., Sentiment during recessions. *The journal of finance*, 2013. 68(3): p. 1267-1300.
97. Ghonghadze, J. & T. Lux, bringing an elementary agent-based model to the data: Estimation via GMM and an application to forecasting of asset price volatility. *Journal of Empirical Finance*, 2016. 37: p. 1-19.
98. Giot, P., Implied volatility indexes and daily value at risk models. *Journal of Derivatives*, 2005. 12(4): p. 54.
99. Gkillas, K., R. Gupta, & C. Pierdzioch, Forecasting realized oil-price volatility: The role of financial stress and asymmetric loss. *Journal of International Money and Finance*, 2020. 104: p. 102137.
100. Gong, X., et al., Investor sentiment and stock volatility: New evidence. *International Review of Financial Analysis*, 2022. 80: p. 102028.
101. Han, H., A.M. Kutan, & D. Ryu, Effects of the US stock market return and volatility on the VKOSPI. *Economics*, 2015. 9(1): p. 20150035.
102. Han, X. & Y. Li, Can investor sentiment be a momentum time-series predictor? Evidence from China. *Journal of Empirical Finance*, 2017. 42: p. 212-239.
103. Hautsch, N. & D. Hess, Bayesian learning in financial markets: Testing for the relevance of information precision in price discovery. *Journal of Financial and Quantitative Analysis*, 2007. 42(1): p. 189-208.
104. Helwege, J. & N. Liang, Is there a pecking order? Evidence from a panel of IPO firms. *Journal of financial economics*, 1996. 40(3): p. 429-458.
105. Hervé, F., M. Zouaoui, & B. Belvaux, Noise traders and smart money: Evidence from online searches. *Economic Modelling*, 2019. 83: p. 141-149.
106. Hessary, Y.K. & M. Hadzikadic, Role of behavioral heterogeneity in aggregate financial market behavior: An agent-based approach. *Procedia Computer Science*, 2017. 108: p. 978-987.
107. Hirshleifer, D. & T. Shumway, Good day sunshine: Stock returns and the weather. *The journal of Finance*, 2003. 58(3): p. 1009-1032.

108. Ho, C. & C.-H. Hung, Investor sentiment as conditioning information in asset pricing. *Journal of Banking & Finance*, 2009. 33(5): p. 892-903.
109. Hoffmann, A.O., H. Shefrin, & J.M. Pennings, Behavioral portfolio analysis of individual investors. Available at SSRN 1629786, 2010.
110. Holtz-Eakin, D., W. Newey, & H.S. Rosen, Estimating vector autoregressions with panel data. *Econometrica: Journal of the econometric society*, 1988: p. 1371-1395.
111. HON Tai Yuen, K., et al., Empirical study on the behaviours of different types of Hong Kong small investors' in their investment. 2015.
112. Hudson, Y. & C.J. Green, Is investor sentiment contagious? International sentiment and UK equity returns. *Journal of Behavioral and Experimental Finance*, 2015. 5: p. 46-59.
113. Hudson, Y., M. Yan, & D. Zhang, Herd behaviour & investor sentiment: Evidence from UK mutual funds. *International Review of Financial Analysis*, 2020. 71: p. 101494.
114. Hull, J., Risk management and financial institutions, Vol. 733. 2012: John Wiley & Sons.
115. Huxley, T., The High Dividend Yield Return Advantage: An Examination of Empirical Data Associating Investment in High Dividend Yield Securities with Attractive Returns Over Long Measurement Periods. Tweedy, Browne Company LLC, New York, 2007.
116. Ibrahim, T.M. & O.M. Agbaje, The relationship between stock return and inflation in Nigeria. *European scientific journal*, 2013. 9(4).
117. Im, K.S., M.H. Pesaran, & Y. Shin, Testing for unit roots in heterogeneous panels. *Journal of econometrics*, 2003. 115(1): p. 53-74.
118. Indro, D.C., Does mutual fund flow reflect investor sentiment? in *Handbook of Behavioral Finance*. 2010, Edward Elgar Publishing.
119. Jansen, W.J. & N.J. Nahujs, The stock market and consumer confidence: European evidence. *Economics letters*, 2003. 79(1): p. 89-98.
120. Jun, S.-G., A. Marathe, & H.A. Shawky, Liquidity and stock returns in emerging equity markets. *Emerging Markets Review*, 2003. 4(1): p. 1-24.

121. Jurado, K., S.C. Ludvigson, & S. Ng, Measuring uncertainty. *American Economic Review*, 2015. 105(3): p. 1177-1216.
122. Keim, D.B. & R.F. Stambaugh, A further investigation of the weekend effect in stock returns. *The journal of finance*, 1984. 39(3): p. 819-835.
123. Kim, K., D. Ryu, & H. Yang, Investor sentiment, stock returns, and analyst recommendation changes: The KOSPI stock market. *Investment Analysts Journal*, 2019. 48(2): p. 89-101.
124. Kim, S.-H. & D. Kim, Investor sentiment from internet message postings and the predictability of stock returns. *Journal of Economic Behavior & Organization*, 2014. 107: p. 708-729.
125. Koengkan, M., J.A. Fuinhas, & I. Vieira, The asymmetric impact of energy's paradigm transition on environmental degradation: macroeconomic evidence from Latin American and the caribbean countries. *Journal of the Knowledge Economy*, 2023: p. 1-24.
126. Lardic, S. & V. Mignon, I. Les deux dimensions de l'efficience : information et rationalité, in *L'efficience informationnelle des marchés financiers*. 2006, La Découverte: Paris. p. 14-26.
127. Lee, W.Y., C.X. Jiang, & D.C. Indro, Stock market volatility, excess returns, and the role of investor sentiment. *Journal of banking & Finance*, 2002. 26(12): p. 2277-2299.
128. Lemmon, M. & E. Portniaguina, Consumer confidence and asset prices: Some empirical evidence. *The Review of Financial Studies*, 2006. 19(4): p. 1499-1529.
129. Levin, A., C.-F. Lin, & C.-S.J. Chu, Unit root tests in panel data: asymptotic and finite-sample properties. *Journal of econometrics*, 2002. 108(1): p. 1-24.
130. Liang, C., et al., Which sentiment index is more informative to forecast stock market volatility? Evidence from China. *International Review of Financial Analysis*, 2020. 71: p. 101552.
131. Lin, T.-C. & X. Liu, Skewness, individual investor preference, and the cross-section of stock returns. *Review of Finance*, 2018. 22(5): p. 1841-1876.
132. Loughran, T. & B. McDonald, Textual analysis in accounting and finance: A survey. *Journal of Accounting Research*, 2016. 54(4): p. 1187-1230.

133. Louzis, D.P. & A.T. Vouldis, A methodology for constructing a financial systemic stress index: An application to Greece. *Economic Modelling*, 2012. 29(4): p. 1228-1241.
134. Love, I. & L. Zicchino, Financial development and dynamic investment behavior: Evidence from panel VAR. *The Quarterly Review of Economics and Finance*, 2006. 46(2): p. 190-210.
135. Lowry, M., Why does IPO volume fluctuate so much? *Journal of Financial economics*, 2003. 67(1): p. 3-40.
136. Magazzino, C., A panel VAR approach of the relationship among economic growth, CO2 emissions, and energy use in the ASEAN-6 countries. *International Journal of Energy Economics and Policy*, 2014. 4(4): p. 546-553.
137. Maghyereh, A. & H. Abdoh, Asymmetric effects of oil price uncertainty on corporate investment. *Energy Economics*, 2020. 86: p. 104622.
138. Mathieu, A. & A. Mathieu, Investor Sentiment and the Return and Volatility of REITs and Non-REITs during the Financial Crisis. *Essays on the Impact of Sentiment on Real Estate Investments*, 2016: p. 40-64.
139. Mignon, V., Les ambiguïtés de la théorie de l'efficience informationnelle des marchés financiers. *Regards croisés sur l'économie*, 2008(1): p. 104-117.
140. Mittnik, S., N. Robinzonov, & M. Spindler, Stock market volatility: Identifying major drivers and the nature of their impact. *Journal of banking & Finance*, 2015. 58: p. 1-14.
141. Neal, R. & S.M. Wheatley, Do measures of investor sentiment predict returns? *Journal of financial and quantitative analysis*, 1998. 33(4): p. 523-547.
142. Neal, R. & S.M. Wheatley, Adverse selection and bid-ask spreads: Evidence from closed-end funds. *Journal of Financial Markets*, 1998. 1(1): p. 121-149.
143. Nofsinger, J.R., Social mood and financial economics. *The Journal of Behavioral Finance*, 2005. 6(3): p. 144-160.
144. Nonejad, N., Forecasting aggregate stock market volatility using financial and macroeconomic predictors: Which models forecast best, when and why? *Journal of Empirical Finance*, 2017. 42: p. 131-154.

145. Nowak, S., et al., Macroeconomic fundamentals, price discovery, and volatility dynamics in emerging bond markets. *Journal of Banking & Finance*, 2011. 35(10): p. 2584-2597.
146. Odean, T., Volume, volatility, price, and profit when all traders are above average. *The journal of finance*, 1998. 53(6): p. 1887-1934.
147. Odean, T., Do investors trade too much? *American economic review*, 1999. 89(5): p. 1279-1298.
148. Officer, R.R., The variability of the market factor of the New York Stock Exchange. *the Journal of Business*, 1973. 46(3): p. 434-453.
149. Otoo, M.W., Consumer sentiment and the stock market. Available at SSRN 205028, 1999.
150. Pastor, L. & P. Veronesi, Learning in financial markets. *Annu. Rev. Financ. Econ.*, 2009. 1(1): p. 361-381.
151. Paye, B.S., 'Déjà vol': Predictive regressions for aggregate stock market volatility using macroeconomic variables. *Journal of Financial Economics*, 2012. 106(3): p. 527-546.
152. Peress, J. & D. Schmidt, Noise traders incarnate: Describing a realistic noise trading process (Centre for Economic Policy Research Working Paper No. DP12434, pp. 1–73). London: Social Science Research Network, 2017.
153. Phelps, E.S., Recent studies of speculative markets in the controversy over rational expectations. 1987.
154. Phillips, P.C. & P. Perron, Testing for a unit root in time series regression. *biometrika*, 1988. 75(2): p. 335-346.
155. Poon, W.C. & G.-K. Tong, Predictive power of output growth, inflation and interest rate on stock return and volatility: A comparison. *IJMS*, 2010. 17.
156. Rajan, R. & H. Servaes, Analyst following of initial public offerings. *The Journal of Finance*, 1997. 52(2): p. 507-529.
157. Rapach, D.E., The long-run relationship between inflation and real stock prices. *Journal of Macroeconomics*, 2002. 24(3): p. 331-351.

158. Reis, P.M.N. & C. Pinho, A new European investor sentiment index (EURsent) and its return and volatility predictability. *Journal of Behavioral and Experimental Finance*, 2020. 27: p. 100373.
159. Renault, T., Intraday online investor sentiment and return patterns in the US stock market. *Journal of Banking & Finance*, 2017. 84: p. 25-40.
160. Ross, S.A., Options and efficiency. *The Quarterly Journal of Economics*, 1976. 90(1): p. 75-89.
161. Rozeff, M.S. & W.R. Kinney Jr, Capital market seasonality: The case of stock returns. *Journal of financial economics*, 1976. 3(4): p. 379-402.
162. Sayim, M. & H. Rahman, The relationship between individual investor sentiment, stock return and volatility: Evidence from the Turkish market. *International Journal of Emerging Markets*, 2015. 10(3): p. 504-520.
163. Sayim, M. & H. Rahman, An examination of US institutional and individual investor sentiment effect on the Turkish stock market. *Global Finance Journal*, 2015. 26: p. 1-17.
164. Scheinkman, J.A. & W. Xiong, Overconfidence and speculative bubbles. *Journal of political Economy*, 2003. 111(6): p. 1183-1220.
165. Schmeling, M., Investor sentiment and stock returns: Some international evidence. *Journal of empirical finance*, 2009. 16(3): p. 394-408.
166. Schwarz, G., Estimating the dimension of a model. *The annals of statistics*, 1978: p. 461-464.
167. Schwert, G.W., Why does stock market volatility change over time? *The journal of finance*, 1989. 44(5): p. 1115-1153.
168. Shafir, E. & R.H. Thaler, Invest now, drink later, spend never: On the mental accounting of delayed consumption. *Journal of economic psychology*, 2006. 27(5): p. 694-712.
169. Sharpe, L., A reformulated cognitive-behavioral model of problem gambling: A biopsychosocial perspective. *Clinical psychology review*, 2002. 22(1): p. 1-25.
170. Shefrin, H.M. & M. Statman, Explaining investor preference for cash dividends. *Journal of financial economics*, 1984. 13(2): p. 253-282.

171. Shen, J., J. Yu, and S. Zhao, Investor sentiment and economic forces. *Journal of Monetary Economics*, 2017. 86: p. 1-21.
172. Shiller, R., Bubbles, human judgment, and expert opinion. Yale Cowles Foundation Discussion Paper No. 1303. 2001.
173. Shiller, R.J., Do stock prices move too much to be justified by subsequent changes in dividends? 1981.
174. Shiller, R.J., Investor behavior in the October 1987 stock market crash: Survey evidence. 1987, National Bureau of Economic Research Cambridge, Mass., USA.
175. Shiller, R.J., Measuring bubble expectations and investor confidence. *The Journal of Psychology and Financial Markets*, 2000. 1(1): p. 49-60.
176. Shiller, R.J. & J. Pound, Survey evidence on diffusion of interest and information among investors. *Journal of Economic Behavior & Organization*, 1989. 12(1): p. 47-66.
177. Shleifer, A. & L.H. Summers, The noise trader approach to finance. *Journal of Economic perspectives*, 1990. 4(2): p. 19-33.
178. Siegel, H., Rationality and Judgment, in *Anyone Who Has a View: Theoretical Contributions to the Study of Argumentation*. 2003, Springer. p. 27-40.
179. Siegel, J.J., Equity risk premia, corporate profit forecasts, and investor sentiment around the stock crash of October 1987. *Journal of Business*, 1992: p. 557-570.
180. Simon, D.P. & R.A. Wiggins III, S&P futures returns and contrary sentiment indicators. *Journal of Futures Markets: Futures, Options, and Other Derivative Products*, 2001. 21(5): p. 447-462.
181. Sims, C.A., Macroeconomics and reality. *Econometrica: journal of the Econometric Society*, 1980: p. 1-48.
182. Smales, L.A., Investor attention and global market returns during the COVID-19 crisis. *International Review of Financial Analysis*, 2021. 73: p. 101616.
183. Smith, G.P., Google Internet search activity and volatility prediction in the market for foreign currency. *Finance Research Letters*, 2012. 9(2): p. 103-110.
184. Solt, M.E. & M. Statman, How useful is the sentiment index? *Financial Analysts Journal*, 1988. 44(5): p. 45-55.

185. Sprenger, T.O., et al., Tweets and trades: The information content of stock microblogs. *European Financial Management*, 2014. 20(5): p. 926-957.
186. Starmer, C., Developments in non-expected utility theory: The hunt for a descriptive theory of choice under risk. *Journal of economic literature*, 2000. 38(2): p. 332-382.
187. Subramaniam, S. & M. Chakraborty, COVID-19 fear index: does it matter for stock market returns? *Review of Behavioral Finance*, 2021. 13(1): p. 40-50.
188. Suzuki, J., The Hannan-Quinn Proposition for Linear Regression. arXiv preprint arXiv:1012.4276, 2010.
189. Tripathi, A. & A. Pandey, Information dissemination across global markets during the spread of COVID-19 pandemic. *International Review of Economics & Finance*, 2021. 74: p. 103-115.
190. Tversky, A. & D. Kahneman, Judgment under Uncertainty: Heuristics and Biases: Biases in judgments reveal some heuristics of thinking under uncertainty. *science*, 1974. 185(4157): p. 1124-1131.
191. Uygur, U. & O. Taş, The impacts of investor sentiment on different economic sectors: Evidence from Istanbul Stock Exchange. *Borsa Istanbul Review*, 2014. 14(4): p. 236-241.
192. Vo, D.H., et al., Derivatives market and economic growth nexus: Policy implications for emerging markets. *The North American Journal of Economics and Finance*, 2020. 54: p. 100866.
193. Von Neumann, J. & O. Morgenstern, Theory of games and economic behavior: 60th anniversary commemorative edition, in *Theory of games and economic behavior*. 2007, Princeton university press.
194. Wang, W., C. Su, & D. Duxbury, The conditional impact of investor sentiment in global stock markets: A two-channel examination. *Journal of Banking & Finance*, 2022. 138: p. 106458.
195. Warther, V.A., Aggregate mutual fund flows and security returns. *Journal of financial economics*, 1995. 39(2-3): p. 209-235.
196. Wurgler, J., M. Baker, & Y. Yuan, Global, local, and contagious investor sentiment. 2009.

197. Xavier, G.C. & M.A.V. Machado, Anomalies and investor sentiment: Empirical evidences in the Brazilian market. *BAR-Brazilian Administration Review*, 2017. 14: p. e 170028.
198. Xiao, D., J. Wang, & H. Niu, Volatility analysis of financial agent-based market dynamics from stochastic contact system. *Computational Economics*, 2016. 48: p. 607-625.
199. Yu, J. & Y. Yuan, Investor sentiment and the mean–variance relation. *Journal of Financial Economics*, 2011. 100(2): p. 367-381.
200. Zakaria, Z. & S. Shamsuddin, Causality relationship between crude oil variables and budget variables in Malaysia. *International Journal of Energy Economics and Policy*, 2017. 7(2): p. 132-138.
201. Zouaoui, M., G. Nouyrigat, & F. Beer, How does investor sentiment affect stock market crises? Evidence from panel data. *Financial review*, 2011. 46(4): p. 723-747.
202. Zweig, M.E., An investor expectations stock price predictive model using closed-end fund premiums. *The Journal of Finance*, 1973. 28(1): p. 67-78.