

Dans quelles mesures les biais comportementaux influencent-ils les décisions d'investissement des jeunes (Génération Z) investisseurs et comment ces biais varient-ils en fonction de leurs caractéristiques sociodémographiques et financières ?

Auteur : Hergot, Julien

Promoteur(s) : Hübner, Georges

Faculté : HEC-Ecole de gestion de l'Université de Liège

Diplôme : Master en sciences de gestion, à finalité spécialisée en Banking and Asset Management

Année académique : 2024-2025

URI/URL : <http://hdl.handle.net/2268.2/22701>

Avertissement à l'attention des usagers :

Tous les documents placés en accès ouvert sur le site le site MatheO sont protégés par le droit d'auteur. Conformément aux principes énoncés par la "Budapest Open Access Initiative"(BOAI, 2002), l'utilisateur du site peut lire, télécharger, copier, transmettre, imprimer, chercher ou faire un lien vers le texte intégral de ces documents, les disséquer pour les indexer, s'en servir de données pour un logiciel, ou s'en servir à toute autre fin légale (ou prévue par la réglementation relative au droit d'auteur). Toute utilisation du document à des fins commerciales est strictement interdite.

Par ailleurs, l'utilisateur s'engage à respecter les droits moraux de l'auteur, principalement le droit à l'intégrité de l'oeuvre et le droit de paternité et ce dans toute utilisation que l'utilisateur entreprend. Ainsi, à titre d'exemple, lorsqu'il reproduira un document par extrait ou dans son intégralité, l'utilisateur citera de manière complète les sources telles que mentionnées ci-dessus. Toute utilisation non explicitement autorisée ci-avant (telle que par exemple, la modification du document ou son résumé) nécessite l'autorisation préalable et expresse des auteurs ou de leurs ayants droit.



“Dans quelles mesures les biais comportementaux influencent-ils les décisions d'investissement des jeunes (Génération Z) investisseurs et comment ces biais varient-ils en fonction de leurs caractéristiques sociodémographiques et financières ?”

Jury :

Promoteur :

Georges HÜBNER

Lecteur(s) :

Pierre-François
WEYDERS

Mémoire présenté par

Julien HERGOT

En vue de l'obtention du diplôme de

MASTER EN SCIENCES DE GESTION

à finalité spécialisée en

Banking & Asset Management

Année académique 2024/2025



Ecole de Gestion de l'Université de Liège

Remerciements

Je tiens tout d'abord à exprimer ma profonde gratitude à mon promoteur, George Hübner, pour son accompagnement, sa disponibilité et ses précieux conseils tout au long de l'élaboration de ce mémoire. Son expertise et son exigence m'ont permis d'approfondir ma réflexion et de structurer au mieux mon travail. Merci pour votre bienveillance et votre soutien.

Je remercie également mon lecteur, Pierre-François Weyders, pour ses conseils. Ainsi et surtout pour le temps qu'il accorde à la lecture de mon mémoire.

Enfin, je souhaite exprimer toute ma reconnaissance envers mes proches, ma famille et mes amis, pour leur soutien infaillible, leur patience et leurs encouragements à chaque étape de mon parcours. Votre présence et vos mots bienveillants ont été une source de motivation essentielle.

Table des matières

Remerciements	3
Liste des abréviations	7
Glossaire	8
Introduction	10
1. Contexte de la recherche	10
2. Motivation de la recherche	11
3. Structure du mémoire	11
Revue de littérature	12
1. Introduction	12
2. Les biais comportementaux	12
Le biais de surconfiance	12
Le Biais du troupeau	13
L'Aversion à la Perte et la peur du risque	14
L'effet de disposition	16
L'heuristique de disponibilité	18
L'heuristique de représentativité	19
L'heuristique d'ancrage	20
3. La génération Z	22
L'ancrage numérique	22
Génération en quête de sens	22
Rôle stratégique de l'éducation financière	23
Réseaux sociaux et consommation	23
Design d'expérimentation	24
Identification des biais comportementaux pertinents	24
Génération d'un large corpus de questions	24
Révision du questionnaire	25
Revue méthodologique approfondie pour le questionnaire	26
Benchmarking qualitatif et ajustements	27
Mise en ligne et diffusion du questionnaire	27
Formulation des hypothèses de recherche	29
Hypothèse n°1	29
Hypothèse n°2	29
Hypothèse n°3	30
Données	32
1. Définition de l'échantillon	32
2. Résultats du questionnaire – Statistiques descriptives	35
Profil sociodémographique des répondants	35
Répartition par âge	36
Répartition par niveau d'étude	38
Répartition par revenu moyen mensuel	39
Tolérance au risque	40
Présence de biais comportementaux	41
Les cryptomonnaies	42
Méthodologie	45

1. La corrélation de Spearman (ρ)	45
2. Tableaux de contingence	45
3. Régression logistique binaire	46
4. Régression linéaire ordinaire (OLS)	46
5. Test de Student	48
Résultats empiriques	50
1. Hypothèse n°1 : Résultats	50
Analyse bivariée	50
Tableaux de contingence	51
Analyse multivariée	52
Vérification à l'aide d'une nouvelle variable	54
2. Hypothèse n°2 : Résultats	55
Analyse bivariée	55
Tableau de contingence	56
Analyse multivariée	57
3. Hypothèse n°3 : Résultats	62
Analyse bivariée	62
Corrélations de Spearman	62
Tableaux de contingence	63
Analyse multivariée	64
Limitations	67
1. Sous-représentativité	67
2. Choix méthodologiques du questionnaire	67
3. Limites statistiques	68
Discussion	69
Conclusion	72
Annexes	73
1. Game stop	73
2. Lime survey	73
3. Questionnaire final	74
4. Calcul de la moyenne empirique pondérée de l'âge	100
5. Corrélation de Spearman – Hypothèse n°1	100
6. Tableaux de contingence – Hypothèse n°1	101
Effet de disposition	101
Heuristique d'ancrage	101
Heuristique de disponibilité	101
Heuristique de représentativité	101
Biais du troupeau	102
Aversion à la perte	102
7. Calcul GRETL – Niveau de connaissance (Auto-évaluation)	102
Aversion à la perte	102
Effet de disposition	103
Heuristique d'ancrage	103

Heuristique de disponibilité	104
Heuristique de représentativité	104
Biais du troupeau	105
8. Calcul GRETL – Niveau de connaissance (Type de formation)	105
9. Calcul GRETL – Biais cumulés	106
10. Corrélation de Spearman – Hypothèse n°2	106
Genre	106
Age	107
11. Tableau de contingence – Hypothèse n°2	108
Aversion à la perte	108
Risque accepté	108
Perte ou gain	108
Risque de perte	109
Investissement sur ou risqué	109
12. Calcul GRETL – Hypothèse n°2	109
Aversion à la perte	109
Perte ou gain	110
Risque de perte	110
Investissement sur ou risqué	111
Risque accepté	111
13. Corrélation de Spearman – Hypothèse n°3	112
14. Tableau de contingence – Hypothèse n°3	113
15. Calcul GRETL – Hypothèse n°3	116
Biais du troupeau	116
Heuristique de disponibilité	116
Bibliographie	117
1. Articles scientifiques	117
2. Cours à HEC	131
3. Intelligence artificielle	131

Liste des abréviations

ETF	Exchange Trade Fund
BTA	Better Than Average
WTA	Willingness To Accept
WTP	Willingness To Pay
ED	Effet de Disposition
PGR	Proposition de Gain Réalisé
PLR	Proposition de Perte Réalisée
NYSE	New York Stock Exchange
LSV	Mesure de Lakonishok, Shleifer et Vishny

Glossaire

Asset allocation : Répartition stratégique d'un portefeuille entre différentes classes d'actifs (actions, obligations, liquidités, etc.) dans le but d'optimiser le rendement en fonction du risque toléré. C'est une décision centrale dans la gestion de portefeuille.

Availability cascade : Phénomène psychologique et médiatique selon lequel une idée gagne en crédibilité et influence simplement parce qu'elle est fréquemment relayée dans l'espace public, indépendamment de sa véracité.

Benchmarking : Méthode comparative consistant à mesurer la performance ou la bonne méthode d'une chose en particulier. Cette comparaison est souvent faite à partir d'un indice référentiel.

Blockchain : Technologie de stockage et de transmission d'informations, transparente, sécurisée et fonctionnant sans organe central de contrôle.

Clé privée : Code cryptographique confidentiel permettant d'accéder à un portefeuille numérique de cryptomonnaies et d'autoriser des transactions. Sa sécurité est cruciale pour prévenir les vols.

Cognitive interviews : Technique qualitative d'enquête utilisée pour tester la compréhension des questionnaires. Elle consiste à interroger des individus sur leurs processus de pensée au moment de répondre à des questions. Ce pour améliorer la validité des instruments de mesure.

Cryptomonnaie : Moyen de paiement virtuel utilisable essentiellement sur Internet, s'appuyant sur la cryptographie pour sécuriser les transactions et la création d'unités, et échappant à tout contrôle des régulateurs et des banques centrales. (On dit aussi *monnaie cryptographique*.) [Il existe des centaines de cryptomonnaies dans le monde, parmi lesquelles le bitcoin. Parce qu'elles sont dépourvues de cours légal, les spécialistes privilégiennent l'appellation *cryptoactifs*.] (Larousse, 2025)

Ésotérique : Se dit d'un mode d'expression, d'une œuvre qui n'est compréhensible que des initiés ; hermétique, abstrus, abscons. (Larousse, 2025)

Hot stocks : Actions très populaires auprès des investisseurs à un instant donné, souvent en raison d'une actualité médiatisée ou d'une performance récente spectaculaire. Elles peuvent être sujettes à une volatilité élevée et à des comportements mimétiques.

Large cap : Entreprises à grande capitalisation boursière généralement supérieures à 10 milliards de dollars. Elles sont perçues comme plus stables et moins risquées mais avec un potentiel de croissance plus modéré.

Locus of control : Concept psychologique désignant la manière dont un individu perçoit les causes de ce qui lui arrive : interne (il attribue ses succès/échecs à lui-même) ou externe (il les attribue à des facteurs extérieurs).

Mesure LSV : Indicateur élaboré par Lakonishok, Shleifer et Vishny pour détecter les stratégies de value investing. Il mesure le degré de préférence pour les actions sous-évaluées. Cette mesure sert souvent à repérer les biais d'investissement contraires aux stratégies de croissance.

Nudge cognitive : Incitation douce qui modifie le comportement des individus sans restreindre leur liberté de choix. Elle s'appuie sur des mécanismes cognitifs. En finance, un nudge peut orienter les décisions d'investissement vers des choix plus rationnels.

Risk- return framework : Cadre conceptuel fondé sur l'idée que tout investissement comporte un compromis entre risque et rendement. Un rendement espéré plus élevé est en général associé à un niveau de risque plus important.

Stock specific : Se dit d'un événement, d'un risque ou d'un rendement qui est propre à une entreprise spécifique (et non systémique). Ces éléments peuvent être diversifiés dans un portefeuille.

Success stories : Histoires médiatisées de réussites exceptionnelles (i.e. des investisseurs ayant connu des gains spectaculaires). Elles peuvent créer des effets de halo, de l'excès de confiance et des biais dans l'évaluation du risque.

Utilité : En économie, l'utilité renvoie à la satisfaction perçue par un individu en fonction d'un résultat financier. Les théories modernes parlent d'utilité espérée et d'utilité pondérée, influencées par les biais cognitifs. (Walheer, 2018)

Introduction

1. Contexte de la recherche

À l'ère de la numérisation et de la démocratisation de l'accès aux marchés financiers, l'investissement est devenu une partie importante de la constitution de patrimoine pour les jeunes des années 2000. Ces derniers évoluent dans un environnement marqué par un climat économique incertain, une inflation élevée et aussi une émergence continue d'innovations financières. On y retrouve les plateformes de trading, les cryptomonnaies et l'intelligence artificielle appliquée à la gestion d'actifs.

Contrairement aux générations précédentes, ces jeunes investisseurs débutent souvent leur parcours financier avec des ressources limitées, tout en étant exposés à une surabondance d'informations, de produits ou de sollicitations. Loin de se limiter aux produits bancaires classiques, ils sont de plus en plus nombreux à s'aventurer dans des classes d'actifs alternatives risquées (i.e. les cryptomonnaies) parfois sans cadre ni repère méthodologique (Lusardi & Mitchell, 2014). Cette réalité met en lumière l'importance de la finance comportementale. La finance comportementale est une discipline qui étudie l'impact des biais cognitifs et émotionnels sur les décisions financières.

Des biais tels que l'excès de confiance, l'aversion à la perte ou l'ancrage influencent la manière dont les individus allouent leur épargne, évaluent le risque ou réagissent face aux fluctuations du marché (Barber & Odean, 2001 ; Kahneman & Tversky, 1979). Les jeunes investisseurs, encore peu expérimentés et fortement connectés à des canaux digitaux sont plus vulnérables à ces biais. Or, ces déviations cognitives peuvent altérer la rationalité de leurs choix ou réduire leur performance financière.

Dans ce contexte, plusieurs questions émergent. Comment les biais comportementaux influencent les décisions d'investissement des jeunes investisseurs ? Comment ces biais varient selon des facteurs sociodémographiques (âge, genre, niveau d'études, revenu ou encore le degré de littératie financière). Cette étude vise à combiner les apports de la théorie moderne du portefeuille (Markowitz, 1952) avec ceux de la finance comportementale. Le but est de proposer une approche nuancée, contextuelle et applicable des dynamiques d'investissement propres à la génération Z.

2. Motivation de la recherche

Cette recherche est née d'une double observation. D'une part, le comportement d'investissement des jeunes individus est encore peu documenté dans la littérature académique. Cette population est appelée à jouer un rôle dans la construction des économies futures. D'autre part, les défis qu'elle rencontre sont nombreux. En effet, malgré l'horizon temporel plus long qui implique, en théorie, une plus grande tolérance au risque (Markowitz, 1952), les jeunes investisseurs ne tirent pas toujours parti de cet avantage. Plusieurs études montrent que le manque de connaissances financières, associé à des biais comportementaux, freine la capacité de la génération Z à optimiser leur portefeuille et à adopter des stratégies de long terme (Van Rooij et al., 2012 ; Baker & Ricciardi, 2015).

Dans un environnement où l'investissement ne se limite plus à l'épargne mais devient un levier d'autonomie et de sécurisation de l'avenir, cette recherche vise à fournir des outils d'aide à la décision pour les jeunes investisseurs. L'objectif est double : sensibiliser cette population aux effets des biais comportementaux sur leurs choix financiers et tenter d'adapter des stratégies à leurs contraintes spécifiques.

Sur le plan académique, cette étude va permettre de combler un vide en croisant les déterminants psychologiques et sociodémographiques des décisions d'investissement dans une population jeune et connectée. Sur le plan pratique, elle pourrait servir de base à des recommandations à destination des jeunes eux-mêmes, des éducateurs financiers et des institutions financières souhaitant concevoir des produits adaptés à leurs profils.

3. Structure du mémoire

Afin d'étudier les différents aspects mentionnés, ce mémoire se présentera en plusieurs parties. Après l'introduction, une partie sera dédiée à la revue de littérature qui permettra d'approfondir les connaissances sur le sujet. La partie suivante expliquera la création et la mise en route d'un design d'expérimentation permettant de collecter les données nécessaires pour tester les hypothèses. Enfin, on trouvera une partie réservée à la présentation des résultats ainsi que certaines limites de cette étude. Le mémoire sera clôturé par une conclusion et une bibliographie détaillée.

Revue de littérature

1. Introduction

Dans le cadre de l'investissement, la rationalité des décisions financières a longtemps été supposée comme une norme dans la théorie classique de l'efficience des marchés (Fama, 1970). Ce paradigme repose sur l'idée que les investisseurs prennent des décisions en intégrant l'ensemble des informations disponibles et en optimisant leur allocation de capital en fonction de leurs objectifs. Pourtant, des travaux plus récents, notamment ceux de Kahneman et Tversky (1979) avec leur théorie des perspectives, ont mis en avant une série de biais cognitifs et émotionnels qui influencent la prise de décision. Jusqu'à la crise de 2008, des études comme celle de Leonard, Thaler & Sunstein (2008) ne plaçaient pas l'information et la connaissance financière comme un sujet majeur dans la prise de décision financière. Cependant, après cette crise mondiale, les mêmes chercheurs se sont davantage intéressés à la finance comportementale (Garcia, M.J.R, 2011). L'étude de ces biais entraîne des écarts systématiques par rapport aux modèles classiques de rationalité et peut affecter la performance des portefeuilles. En se fondant sur une revue de la littérature scientifique, cette analyse met en évidence les biais les plus significatifs en investissement, en détaillant leur fonctionnement, les hypothèses sous-jacentes et leurs implications.

2. Les biais comportementaux

Le biais de surconfiance

L'un des biais les plus étudiés en finance comportementale est le biais de surconfiance. Celui-ci peut être de deux sortes (Baker H., Filbeck G. & Ricciardi V. 2017). La première sorte est la surconfiance de prédiction. Elle survient et se traduit par une vision trop optimiste de l'intervalle de confiance donné par un investisseur. La deuxième est un excès de confiance quant à la prédictibilité de son investissement et la surconfiance de certitude. Elle s'explique par une surestimation des connaissances et la justesse de ses choix. Ce phénomène comportemental se comprend comme une tendance à investir dans des actifs plus risqués que la moyenne (Barber & Odean, 2001). Celle-ci montre que la surconfiance possède un effet positif sur la prise de risque (Glaser, Weber 2007). Les investisseurs les plus confiants possèdent donc un volume de transactions plus élevé que la moyenne. Cela entraîne une augmentation des coûts de transaction et une diminution de leurs rendements nets. Les choix sont maintenant basés sur le "risk-return framework" et sur l'attitude individuelle et le comportement que les investisseurs possèdent face au risque qui n'étaient pas pris en compte avant (Nosic, Weber 2010). Cette surconfiance provient du fait que les investisseurs se considèrent comme "au-dessus de la moyenne". Taylor & Brown (1988) expliquaient déjà dans leurs écrits que ce phénomène de "Better than average" (BTA) engendrait des mauvaises calibrations des probabilités (Glaser et al 2014). Ils comparent cela à un optimisme et des auto-perceptions positives bien trop irréalistes.

Ce biais est plus particulièrement présent chez les professionnels de la finance, qui, malgré leurs niveaux de connaissance accru, commettent des erreurs stratégiques dues à une perception erronée de leurs propres compétences (Broihanne, Merli et Roger 2014). Ce biais est souvent aggravé par le phénomène de "confirmation sélective" (Nickerson, 1998), qui pousse les investisseurs à s'instruire et rechercher uniquement des informations qui vont confirmer leurs propres croyances. L'ignorance envers ces signaux peut dans les cas les plus extrêmes mener à une crise comme celle de 2008. Ceci est déclenché par le fait que les investisseurs ont une tendance à avoir un appétit au risque plus élevé (Garcia, M.J.R, 2011).

D'autres études ont elles aussi exploré la manière dont la surconfiance affecte les décisions en investissement. Elles ont confirmé les hypothèses précédentes (Barber & Odean, 2001) et il en a été traduit que la surconfiance est un facteur influençant la sous-évaluation du risque. Elle entraîne une

allocation excessive aux actifs volatils et une exposition disproportionnée aux fluctuations du marché. Cette tendance est d'autant plus présente et accentuée par le biais de "self-attribution" (Gervais & Odean, 2001). Les investisseurs attribuent leurs succès à leurs uniques compétences, tout en imputant leurs échecs à des facteurs externes. De plus, des études en psychologies ont relaté que la surconfiance des investisseurs entraîne dans la majorité des cas deux réactions. Ils abordent une sous-réaction aux nouvelles économiques négatives et une sur-réaction aux nouvelles économiques positives. On voit alors que ces problèmes de réactions emmènent l'investisseur vers un excès de volatilité et une prédictibilité des rendements basée sur les événements publics. (Daniel, Hirshleifer, Subrahmanyam, 1998). Enfin, il existe aussi des études neuroscientifiques qui relatent les fluctuations hormonales d'un investisseur (comme l'adrénaline par exemple) comme point de départ de l'apparition de la surconfiance. Ces changements hormonaux impactent et influencent directement la prise de risque d'un investisseur. (Lo & Repin, 2002).

Le genre est également un élément à prendre en compte dans l'analyse du biais de surconfiance. Il est démontré que les hommes ont une tendance à prendre des risques accrus et sont donc plus enclins à la surconfiance (Hibbert, Lawrence & Prakash, 2016). A l'opposé, les femmes adoptent généralement des stratégies plus conservatrices. En fin de compte, on remarque que les femmes enregistrent une performance moyenne supérieure à celle des hommes. (Barber & Odean, 2001).

Le Biais du troupeau

Le biais du troupeau en finance est un phénomène assez "jeune" d'appellation. Des études réalisées par Keynes (1937) étudiaient déjà le phénomène sans encore y avoir réellement donner de nom. Ce phénomène a d'abord été décrit comme un "esprit animal" (Keynes, 1937) puisqu'il relate le fait qu'un individu suit un autre groupe d'individus même si l'acte n'est pas en accord avec ses propres choix. Dans les années 90, les premiers modèles de comportement de troupeau apparaissent. Les idées de ces modèles sont en réalité une évolution de la pensée de Keynes, c'est à dire que chaque individu applique ce que les autres individus font même si leurs informations privées disent le contraire (Banerjee, 1992). D'autres, comme Scharfstein et Stein (1990) ont étudié ce phénomène en relatant que les gestionnaires préfèrent suivre les idées des autres par peur d'obtenir une réputation d'incompétents en cas d'échec. Le concept de « concours de beauté » proposé par Keynes (1937) relate aussi ce comportement. Les investisseurs ne cherchent pas à identifier la valeur intrinsèque des actifs, mais plutôt à anticiper le comportement des autres acteurs du marché. Le problème de ces études, c'est qu'elles ne sont pas totalement basées sur les marchés financiers (surtout pour les plus anciennes), cela peut empêcher une compréhension maximale de ce phénomène dans ce domaine particulier.

Au fil des années, les recherches sur le biais du troupeau sont de plus en plus nombreuses mais il en ressort que les résultats et les preuves empiriques restent faibles et non-concluantes, ce qui provoque une compréhension assez limitée. Des travaux comme celui de Komalasari et al. (2021) relatent que cette faiblesse de résultats provient du fait qu'un grand nombre des études sur le sujet utilisent de la data secondaire pour détecter la présence de ce biais.

Par suite de ces différents travaux, des définitions du biais du troupeau ont émergées. Certains divisent ce phénomène en "troupeau" et "informations en cascade" (Hirshleifer & Teoh, 2003). D'autres expliquent ce phénomène par le fait que les décisions d'un joueur sont davantage influencées par les décisions d'autres joueurs (Hott, 2008). Pour cette étude, la définition utilisée sera la suivante : "phénomène lors duquel un investisseur considère non seulement ses informations privées mais encore plus celles des autres". Cette approche est reprise par Lakonishok, Shleifer et Vishny (1992), qui montrent que les investisseurs institutionnels adoptent des comportements par mimétisme, exacerbant ainsi les inefficiences du marché.

Le biais du troupeau est amplifié par divers facteurs, notamment le stress de marché et l'incertitude. Hwang et Salmon (2004) mettent en évidence que la tendance au mimétisme est plus forte en période

de crise financière. L'incertitude pousse les investisseurs à imiter les choix des autres pour limiter les pertes potentielles. De plus, il a été relaté qu'un investisseur possède une tendance à suivre un autre groupe d'investisseurs parce qu'il surestime le niveau d'information présent sur le marché (Hott, 2008). Dans le travail de Bekiros et al. (2017) cette observation est confirmée en établissant un lien entre le sentiment du marché, la volatilité et la formation de bulles spéculatives dues au biais du troupeau. En effet, la présence de ce biais instable et évolutif dans le temps (Klein, 2013) amène le marché dans une bulle des prix et empêche les individus de corriger leurs estimations (Olsen, 2010). Ainsi le comportement de troupeau contribue à l'augmentation de la volatilité asymétrique du marché.

L'expérience de l'investisseur, un autre facteur à analyser, influence la propension à suivre les idées d'autres investisseurs. Il a été démontré qu'un agent avec une expérience accrue sera moins enclin à adopter ce comportement du troupeau (List, 2003). Toutefois des études, comme celles d'Andreu, Ortiz et Sarto (2009) relataient que dans le domaine de gestion d'actifs, même des professionnels avec beaucoup d'expérience peuvent adopter des comportements mimétiques pour réduire le risque perçu.

Plusieurs études relataient des manières de mesurer la présence du comportement de troupeau chez les individus. Cependant ces mesures ne prennent pas en compte les mêmes données. La première mesure est expliquée dans le travail de Lakonishok et al (1992) (LSV). Elle quantifie la présence du comportement du troupeau lors de la constitution d'une « asset allocation ». Ensuite, les études de et Chang et al (2000) amènent des mesures comme l'écart-type et des mesures de dispersion pour donner des résultats plus empiriques à la mesure. LSV reste tout de même la mesure la plus utilisée (Andreu et al, 2009). On remarque que l'hypothèse d'absence de troupeau est trop souvent acceptée dans les études utilisant les mesures de Chang (Bohl et al, 2017).

Il a été démontré que l'investisseur peut tirer profit de ce biais comportemental. Le biais du troupeau est étroitement lié au biais du regret. Un individu peut améliorer sa prise de décision s'il décide de suivre les choix de professionnels (Arlen & Tontrup, 2016). Comme expliqué antérieurement, un professionnel est moins sujet au biais du troupeau grâce à son expérience. Un individu peut donc utiliser ce biais pour contrer l'aversion au regret. Celui-ci est un facteur minimisant l'utilité et donc le bien-être de l'investisseur. List (2003) appuie cette théorie par le fait que les marchés sont dominés par des professionnels. L'individu déplace alors son point de référence vers la majorité la plus expérimentée. Il préfère donc privilégier les choix collectifs même au détriment de la rationalité économique (Arlen & Tontrup, 2016) pour améliorer sa prise de décision et maximiser son utilité en investissement.

L'Aversion à la Perte et la peur du risque

L'aversion aux pertes et la peur du risque sont des concepts en finance comportementale. Ce comportement explique la raison pour laquelle certains individus prennent des décisions qui s'écartent des prédictions des modèles classiques de l'utilité espérée (*expected utility*). Dans beaucoup de cas, sous cette théorie de l'utilité, une personne averse au risque est aussi averse à la perte (Blavatskyy, 2011). Ces notions ont été développées à partir des travaux pionniers de Kahneman et Tversky (1979) sur la théorie des perspectives (*prospect theory*). Ils offrent une alternative aux modèles d'utilité attendue en intégrant une approche psychologique des choix sous incertitude. Cette première étude fut basée dans les jeux ou dans des situations avec un contraste "achat/vente". L'idée principale qui en ressort est que l'investisseur, le parieur ou encore le joueur traitent leurs gains de manière différente que leurs pertes.

Kahneman et Tversky (1979) ont démontré que les individus évaluent les gains et les pertes à un point de référence, plutôt qu'en termes absolus de richesse. Le constat principal est que les individus ont une tendance à donner une importance plus élevée aux pertes qu'aux gains équivalents en référence d'un point d'ancre duquel ils basent leurs décisions (Baker et al., 2017). C'est à dire qu'une personne attribue une plus grande valeur à un objet lorsqu'il le perd plutôt que quand il l'acquiert (Tversky & Kahneman, 1991). C'est ce qui définit le concept d'aversion aux pertes. Par exemple, la douleur

ressentie face à une perte de 100€ est plus forte que la satisfaction procurée par un gain du même montant. Hibbert, Lawrence et Prakash (2016) montrent que ce biais conduit souvent les investisseurs à se détourner des actifs risqués même lorsqu'ils offrent un rendement attendu supérieur sur le long terme. Jusqu'à ce jour, ce phénomène a été validé par de nombreuses études expérimentales (Tversky & Kahneman, 1991 ; Ariely et al., 2005). Mais l'aversion aux pertes ne se résume pas seulement au mot intrinsèquement mauvais "perte" ni au mot intrinsèquement bon "gain" (Ariely et al., 2005). En effet, cet effet est influencé par différentes manifestations comportementales.

Pour bien comprendre le phénomène, il faut être conscient de la dépendance de celui-ci au point de référence. Au départ, dans le modèle standard, les préférences étaient indépendantes des actifs. Les courbes d'indifférences étaient tracées sans aucun point de références. À ce stade, l'aversion aux pertes n'était qu'en réalité une transcription de la fonction d'utilité qui attribue une valeur aux différents paniers de consommation de telle sorte que les paniers les plus désirables ont des valeurs des courbes d'indifférence supérieures à ceux qui le sont moins (Samuelson, 1938). Cette situation est résumée dans le théorème de Coase qui explique que dans une situation supposée sans coût de transaction, une allocation efficace des ressources peut être atteinte par la négociation entre les différentes parties (Kahneman et al. 1990). La réalité des choses est bien plus complexe. Le niveau de référence utilisé par l'individu pour prendre sa décision se ressent dans la construction des préférences. C'est pourquoi, dans les modèles plus actuels, on relate une déformation des courbes d'indifférences autour de ce point de référence.

Une implication de l'aversion aux pertes est l'effet de dotation (*endowment effect*), mis en évidence par Kahneman, Knetsch et Thaler (1990, 1991). Cet effet illustre l'asymétrie entre la valeur d'un bien selon qu'on le possède ou non (Thaler, 1980). En d'autres termes, une personne hésite à vendre un bien qu'elle détient à un prix inférieur à celui auquel elle serait prête à l'acheter. Ceci illustre une asymétrie dans la perception des pertes et des gains. Kahneman, Knetsch & Thaler (1990) ont démontré cette asymétrie avec une expérience. Ces chercheurs ont donné gratuitement un mug à un échantillon d'étudiants de l'université de Cornell. Ceux-ci en deviennent donc les propriétaires. Peu de temps après, il a été demandé à ces étudiants de définir un prix auquel ils seraient prêts à vendre ce mug. Ce prix est en réalité leur "willingness-to-accept" (WTA). Soit le prix acceptable auquel ils sont d'accord de vendre le bien. Ils demandent ensuite à un autre groupe d'étudiant, qui eux n'ont pas reçu de mug de définir un prix auquel ils seraient prêts à acheter le mug. Ce prix est en réalité leur "willingness-to-pay" (WTP). Soit le prix auquel ils sont prêts à acheter ce mug. Le résultat est frappant. Les étudiants propriétaires du mug demandent en moyenne plus du double du prix que les étudiants non-possesseurs sont prêts à payer pour l'acheter. Cette expérience démontre donc que le simple fait de posséder un objet augmente sa valeur subjective aux yeux de son propriétaire. Lors de ses travaux, Thaler a également étendu cette réflexion en montrant que cette asymétrie influence les décisions de consommation et d'investissement. Dans ses exemples, un investisseur sera plus enclin à conserver une action en baisse plutôt que de la vendre pour étendre ses pertes (Thaler, 1980), car vendre reviendrait à acter la perte, ce qui est psychologiquement douloureux.

Plus tard, Tversky et Kahneman (1992) ont approfondi cette théorie en développant la Cumulative Prospect Theory. Cette nouvelle théorie met en cause la théorie de base de l'utilité espérée. En approfondissant l'étude, ces chercheurs se sont rendu compte que les choix dans différentes perspectives risquées montrent différents effets contradictoires avec la théorie de l'utilité. Ils ont donc affiné leur théorie de base en intégrant une pondération subjective des probabilités. Pour avancer cette nouvelle théorie, ils se sont appuyés sur deux différents effets comportementaux déjà expliqués dans leur précédente étude. D'une part, L'effet de certitude qui favorise l'aversion au risque des choix avec des gains certains et la recherche du risque (risk seeking) dans les choix avec des pertes certaines (Kahneman & Tversky, 1979). D'autre part l'effet d'isolement qui entraîne des préférences incohérentes lorsque le même choix est présent sous différentes formes. Dès lors, ils montrent que les individus ont une tendance à surestimer les faibles probabilités et à sous-estimer les probabilités

élevées. Ce peut accentuer leur aversion au risque dans certains contextes tout en favorisant une prise de risque excessive dans d'autres. On peut donc en conclure que la fonction d'utilité est plus abrupte pour les pertes que pour les gains (Starmer, 2000). En complément de cette nouvelle théorie, des études relatent qu'il est désormais essentiel d'identifier l'utilité indépendamment des pondérations des probabilités avant d'analyser quelque attitude face aux pertes. (Schmidt & Zank, 2005)

Ce phénomène d'aversion aux pertes est également le point de départ de différents autres biais comportementaux, notamment le statu quo, phénomène au cours duquel l'individu reste statique dans sa prise de décision (Kahneman et al., 1991). En d'autres mots, lorsqu'un individu est face à un choix risqué, il préfère ne pas changer la situation plutôt que d'agir et accuser de potentielles nouvelles pertes. C'est un biais que l'on retrouve dans les décisions financières et chez les jeunes. Les épargnants sont réticents à investir en bourse par crainte de fluctuations négatives et donc de pertes bien que l'investissement à long terme soit démontré rationnellement plus profitable.

Bien que largement démontrée comme présente dans la prise de décision, l'aversion aux pertes peut être atténuée dans certains cas. La familiarité et l'expérience dans un domaine peuvent réduire cette aversion (Novemsky & Kahneman, 2005). La répétition d'une même décision et donc l'apprentissage du comportement face à cette même décision influence également à la baisse l'aversion aux pertes (Wakker & Tversky, 1993). Lorsqu'un individu prend des décisions de manière récurrentes, il devient moins sensible aux pertes individuelles et va ajuster sa perception aux risques et rendre les probabilités pondérées plus objectives. Pour finir, Blavatskyy (2011) a démontré que l'aversion aux pertes encoure des variations en fonction du contexte et des différences culturelles individuelles de la prise de décisions. Cela suggère que l'aversion aux pertes peut également être modulée par différents facteurs sociodémographiques et psychologiques.

L'effet de disposition

L'effet de disposition (ED) est un biais comportemental qui traduit la disposition d'un investisseur à vendre les titres gagnants trop rapidement et à garder les titres perdants trop longtemps. (Broihanne et al., 2005). Introduit par Shefrin et Statman (1985), ce biais est un phénomène classique dans la gestion de portefeuille individuel. Il possède des implications profondes sur l'efficience des marchés financiers. Celles-ci sont basées et expliquées par la théorie des perspectives (Kahneman & Tversky, 1979) montrant une asymétrie entre la vision des gains et la vision des pertes. Cette asymétrie entraîne des décisions irrationnelles et impacte le comportement de rétention excessive en cas de possession d'actifs sous-performants.

La réticence des investisseurs à vendre un actif en perte est motivée par plusieurs mécanismes psychologiques. Un des facteurs est l'aversion à la perte qui pousse, par la compatibilité mentale et les choix basés sur les préférences individuelles (Kahneman & Tversky, 1979), les individus à traiter différemment les gains et les pertes dans leurs esprits. Ceci influence leur décision de vendre plus vite un actif par crainte d'une inversion de tendance. (Shefrin & Statman, 1985). Les investisseurs surestiment donc leurs chances de récupérer leurs pertes, les poussant à retarder la vente de ces actifs (Kaustia, 2010). Psychologiquement parlant, pour un investisseur, vendre une action en perte est considéré comme un regret tandis que vendre une action en gain est considéré comme une fierté. C'est cette asymétrie émotionnelle qui mène vers l'inaction de l'investisseur.

Dans son expérience, Chui (2001) met en évidence le lien entre l'aversion aux pertes et l'effet de disposition. Il relate une situation dans laquelle un investisseur achète une action à un prix exemple de 20€. Si le prix de cet actif grimpe jusqu'à 30€ l'investisseur préfère vendre et confirmer son gain de 10€ certain. Ce, par peur de parier sur un gain supérieur et donc potentiellement perde son gain. Si en revanche le prix de l'action chute jusqu'à 10€, l'investisseur refuse d'acter la perte et parie sur le rebond du cours de l'action. C'est ce qu'on appelle la croyance du retour à la moyenne (Chui, 2001).

Les différentes recherches sur le sujet mettent en évidence une inefficience importante dans la prise de décision financière. Cela a comme conséquences de la volatilité, des rendements et une performance réduite des portefeuilles (Goetzmann & Massa, 2008) ou encore une réduction de la diversification des portefeuilles augmentant ainsi l'exposition aux risques spécifiques (Broihanne et al., 2005). Ces influences sont expliquées par le fait que lorsque les investisseurs sont réticents à vendre leurs actifs en perte. Cela limite l'offre sur le marché contribuant donc à une augmentation de la volatilité et à une baisse de la liquidité globale. De plus, l'effet de disposition est un biais qui est principalement "stock specific" plutôt que lié directement au marché (Statman & Thorley, 2003). Il est également souvent présent dans les transactions impliquant des "large caps". Ceci est expliqué par le fait que plus l'entreprise est cotée en bourse, plus l'investisseur sera enclin à vendre ses gains et conserver ses pertes. L'effet de disposition est donc proportionnel avec la capitalisation boursière de l'actif sous-jacent (Ranguelova, 2001).

Évidemment et comme pour tous les biais comportementaux, il existe plusieurs facteurs qui influencent l'intensité de l'effet de disposition et donc différentes recherches expérimentales qui relatent ces facteurs d'influences.

D'abord, l'expérience et le niveau d'éducation financière influencent l'effet de disposition. Les investisseurs qui sont plus expérimentés sont moins sujet à ce biais (Da Costa et al., 2013). L'expérience rationalise la prise de décision et met de côté la partie émotionnelle de celle-ci. En contrepartie, un investisseur plus novice, sera davantage influencé par ses émotions et tombera plus facilement dans le piège de non-action face aux actifs sous-performants. De plus et comme étudié précédemment, la pression sociale et le biais du troupeau jouent un rôle dans le renforcement de l'effet de disposition (Heimer, 2016) par le fait que les investisseurs ont une tendance à imiter les comportements d'autres investisseurs même quand ceux-ci sont irrationnels.

Les investisseurs suivent de manière assidue tous les marchés financiers et leurs investissements. Ils disposent d'une information plus complète et variée et sont moins sujet à ce biais (Dierick et al., 2019). L'étude de Janssen et al. (2020) confirme qu'un investisseur qui possède un accès privilégié à une information aura tendance à ajuster son portefeuille en réponse des évolutions des marchés. Ceci réduit l'effet de disposition. En plus, avec l'émergence des plateformes de trading, il est devenu plus facile de suivre les mouvements sur les marchés financiers, c'est ce que vont étudier Fischbacher et al. (2017) en regardant l'impact d'un « vendeur automatique » : C'est à dire que les investisseurs vont pouvoir décider eux-mêmes à quel prix leur actif est automatiquement vendu ou acheté. C'est ce qu'on appelle des ordres de « stop-loss/ take gain ». Ceci permet de donner plus de contrôle aux investisseurs et donc de réduire l'effet de disposition dans leur prise de décision.

Plusieurs études empiriques confirment la présence de ce biais. L'étude d'Odean (1998) s'est basé sur 10.000 comptes d'investisseurs prenant position sur 380 actions sur le NYSE, Amex et le Nasdaq. Deux ratios sont calculés, le « PRG » qui est la proportion de gain réalisé et le "PLR" qui est la proportion de perte réalisée. Un calcul de significativité des différences est fait à l'aide de la statistique de Student et de surprenants résultats en sont sortis. Le premier est que les investisseurs réalisent plus fréquemment leurs gains que leurs pertes en somme que PGR>PLR. Le deuxième est que le ratio PGR/PLR est proche de 1,5 c'est à dire qu'un titre en hausse possède 50% de chance en plus d'être vendu que celui en baisse. L'utilité de ces calculs est en réalité d'étudier l'impact de ce biais sur le rendement de l'investissement. Ici, on remarque que les investisseurs vendent trop tôt leurs gains et trop tard leurs pertes. Sur une année, les titres gagnants vendus n'ont montré qu'une rentabilité excédentaire de 3,41% par rapport aux titres perdants gardés en possession. L'effet de disposition est donc un phénomène présent dans le comportement des investisseurs qui est influencé par différents facteurs sociaux et économiques. Malgré les différents moyens d'atténuer ce biais, il reste tout de même un obstacle dans la prise de décision financière.

L'heuristique de disponibilité

Tversky et Kahneman (1974) définissent l'heuristique de disponibilité comme un raccourci mental par lequel les individus évaluent la fréquence ou la probabilité d'un événement en se basant sur la facilité avec laquelle des exemples leur viennent à l'esprit. Cette heuristique repose sur des mécanismes cognitifs automatiques, souvent inconscients, qui optimisent la vitesse de jugement au détriment de l'exactitude. Sherman et Corty (1984) approfondissent ce modèle en distinguant plusieurs dimensions de la disponibilité : la vivacité (vividness) d'un souvenir, sa récence (recency), sa fréquence perçue et sa charge émotionnelle. Par exemple, des événements médiatisés comme une crise boursière ou une faillite bancaire deviennent plus disponibles cognitivement bien que leur occurrence objective puisse être faible.

Des recherches ultérieures en neurosciences suggèrent que la disponibilité est liée à l'activité cérébrale, responsable du traitement émotionnel (Kahneman, 2011). Les informations marquées émotionnellement auront une probabilité plus élevée d'être rappelées et utilisées comme base décisionnelle.

L'un des champs d'application de cette heuristique est l'évaluation du risque. Cadet et al. (1995) démontrent, à travers des expériences en psychologie expérimentale, que les individus surestiment la probabilité d'événements rares mais médiatisés. Dans le domaine financier, cela se traduit par une sensibilité aux événements récents ou spectaculaires au détriment d'une analyse statistique. Eber (2020) propose une lecture contemporaine de cette dynamique. Les investisseurs sont influencés par la couverture médiatique d'un actif ou d'un marché. Par exemple, la montée en puissance des cryptomonnaies dans ces dernières années a été amplifiée par les médias, rendant ces actifs particulièrement « disponibles » à l'esprit des investisseurs, y compris les novices. Ceci a contribué à des décisions souvent irrationnelles. Cela rejoint la notion de "availability cascade" de Kuran & Sunstein (1999). Un récit relayé devient perçu comme une vérité. Tout ceci est lié à sa fréquence d'exposition. Taylor (1982) étend la notion de disponibilité au domaine des interactions sociales en montrant que les croyances partagées au sein d'un groupe renforcent l'importance de certaines informations. Cette dynamique influence les marchés financiers. L'information distribuée sur les forums, les réseaux sociaux ou dans la presse économique devient collectivement disponible. Elle influence le comportement des agents indépendamment de sa véracité.

Baker et Wurgler (2007) relient cette heuristique à la notion de sentiment de marché, où l'agrégation des biais individuels peut provoquer des mouvements de prix. L'effet GameStop (2021) en illustre la théorie. En effet, le prix de l'action a augmenté de 1700% par suite d'une publication sur Reddit. Reddit est un site web communautaire américain de discussions et d'actualités sociales. La hausse est due à une communauté du subreddit « r/WallStreetBets », où un utilisateur nommé « DeepFuckingValue » (aussi connu sous son vrai nom Keith Gill) a publié des captures d'écran de ses investissements massifs dans GameStop. On peut en conclure que la disponibilité devient un facteur auto-réalisateur créant des bulles ou des krachs. (*Annexe n°1*)

L'heuristique de disponibilité interagit souvent avec d'autres biais formant un réseau de distorsions décisionnelles. Par exemple, Tversky et Kahneman (1974) montrent que la disponibilité peut biaiser l'ancre. Les informations disponibles deviennent un point de référence pour estimer une valeur (ex. : un investisseur utilisant le dernier prix connu comme repère). La représentativité s'associe à la disponibilité. Barberis et Thaler (2003) insistent sur ces interactions dans leur synthèse sur la finance comportementale expliquant que l'analyse des marchés ne peut pas se limiter à des modèles linéaires de biais isolés. Ils suggèrent que la combinaison de disponibilité, surconfiance et l'aversion aux pertes produit des cycles de marché caractérisés par des excès d'optimisme suivis de paniques collectives.

Tous les jugements ne sont pas sensibles à l'heuristique de disponibilité. Certaines conditions modèrent son influence. Selon Eber (2020), le niveau d'expertise, l'éducation financière et l'usage d'outils d'aide à la décision (modèles, algorithmes, robo-advisors) peuvent atténuer l'impact de ce

biais. Cependant, même les experts sont parfois impactés par celui-ci. Hilary & Menzly (2006) montrent que les analystes financiers sont parfois victimes de biais de disponibilité lorsqu'ils ajustent leurs prévisions à la suite d'événements médiatisés. Cela pose un défi méthodologique. Les biais ne touchent pas uniquement les amateurs mais peuvent donc affecter l'ensemble des acteurs financiers.

La reconnaissance de l'heuristique de disponibilité dans les comportements financiers ouvre la voie à des stratégies mitigées. Kahneman et Riepe (1998) recommandent aux conseillers financiers de sensibiliser leurs clients à ces biais par la pédagogie et la reformulation des informations. Eber (2020) propose l'enseignement de la pensée statistique comme moyen de contrebalancer les jugements intuitifs. Par exemple, l'utilisation de fréquences naturelles plutôt que de pourcentages abstraits dans la communication des risques améliore la compréhension (Gigerenzer & Hoffrage, 1995). Une autre piste est l'intégration de nudges cognitifs (Leonard et al., 2008) dans les interfaces d'investissement tels que des alertes ou des visualisations graphiques visant à ralentir la décision impulsive. Des travaux récents sur les algorithmes de correction des biais (Bordalo et al., 2020) visent à modéliser et également à neutraliser les effets de la disponibilité dans les portefeuilles automatisés.

L'heuristique de représentativité

L'heuristique de représentativité, introduite par Tversky et Kahneman (1974) comme l'un des mécanismes cognitifs, explique les erreurs de jugement sous incertitude. Ce raccourci mental consiste à estimer la probabilité d'un événement en fonction de sa ressemblance avec un stéréotype ou un prototype connu. Ce n'est donc basé que sur des données statistiques objectives. Par exemple, si un individu présente les caractéristiques « typiques » d'un trader performant, on aura tendance à surestimer sa réussite dans ce domaine sans considérer les taux de base. Cette heuristique reflète le besoin humain de catégoriser l'information et de détecter des motifs familiers. Les travaux de Tversky et Kahneman (1974) ont montré que les individus s'accrochent à une première information reçue. Dans le domaine de l'investissement, cela se traduit par l'attachement à un prix d'achat. Cette notion empêche une prise de décision rationnelle en fonction des nouvelles données du marché. L'étude de Grable, Lytton et O'Neill (2004) démontre que ce biais est plus présent chez les investisseurs individuels. Ils hésitent à vendre une action en perte tant que son prix ne remonte pas au niveau d'achat initial. Cette inertie décisionnelle, expliquée par Shefrin et Statman (1985), est renforcée par l'aversion à la perte ainsi que par l'effet de disposition, concepts expliqués précédemment.

Sherman et Corty (1984) décrivent comment l'heuristique de représentativité est activée dans des contextes de surcharge cognitive. Lorsqu'un individu cherche à prendre une décision rapide, il s'appuie sur la similarité perçue avec un modèle mental. Cette heuristique interagit souvent avec d'autres biais. Tversky et Kahneman (1974) avaient déjà identifié ses liens avec l'heuristique de disponibilité et l'ancre. Par exemple, un investisseur se rappelant (disponibilité) du succès passé d'une entreprise technologique aura tendance à rechercher des caractéristiques similaires dans d'autres titres (représentativité) puis à ajuster son jugement autour d'un prix d'entrée arbitraire (ancre). Eber (2020) souligne cette interconnexion entre heuristiques. Il développe que leur « coactivation » est fréquente dans les environnements financiers incertains.

Dans le domaine de la finance, l'heuristique de représentativité est visible à travers le biais d'extrapolation où les investisseurs projettent des tendances passées sur le futur en s'appuyant sur des similarités. Barberis, Shleifer & Vishny (1998) ont intégré ce biais dans leur modèle de sous et surréaction des marchés. Les investisseurs croient à tort que des entreprises ayant connu des hausses de prix ou une forte croissance vont continuer sur cette lancée. La raison est qu'elles ressemblent à d'autres « success stories ». Cela génère des écarts constants entre le prix et les fondamentaux de la finance. Ces distorsions contredisent l'hypothèse d'efficience des marchés et justifient l'émergence de la finance comportementale comme paradigme alternatif (Schinckus, 2009).

Les erreurs d'évaluation déduites par l'heuristique de représentativité sont nombreuses. Un exemple est celui des "hot stocks". Lorsqu'un titre ou un secteur (comme les techs ou les biotech) performe.

Les investisseurs ont tendance à lui attribuer des perspectives similaires à celles d'autres entreprises emblématiques du passé (i.e. Apple ou Amazon). Eber (2020) note que ce raisonnement fausse les anticipations de rendement. En négligeant les différences structurelles entre les entreprises (taille, position concurrentielle, cycle de vie), l'investisseur surestime la probabilité de réussite. Cela renvoie à une forme d'aveuglement statistique où le qualitatif prime sur le quantitatif.

Tout comme l'heuristique de disponibilité peut s'amplifier socialement via les médias, l'heuristique de représentativité prend également une dimension collective. Taylor (1982) a montré que l'engouement social est aussi biaisé par des stéréotypes. En finance, cela se traduit par la propagation d'idées collectives qui se construisent autour de certains types d'actifs perçus comme les « prochains Google » ou « les Tesla du futur ». Ces perceptions biaisées sont renforcées par les réseaux sociaux et les chaînes financières qui créent des marchés parfois instables. Baker et Wurgler (2007) associent ces effets au sentiment de marché, une composante des comportements dans les bulles spéculatives.

L'heuristique de représentativité est contextuelle. Son impact varie selon le niveau de compétence, la pression temporelle et la structuration de l'information. Tout comme pour l'heuristique de disponibilité, Leonard et al. (2008) proposent l'usage de nudges cognitifs pour orienter les décisions sans restreindre la liberté individuelle. Dans le cas de la représentativité, cela peut passer par des outils d'aide à la décision qui rappellent les taux de base, montrent des comparables statistiques ou montrent les erreurs passées. Kahneman et Riepe (1998), dans un article destiné aux conseillers financiers suggèrent de systématiser des grilles d'analyse standardisées pour contrebalancer les impressions subjectives. Enfin, Hilary & Menzly (2006) rappellent que même les analystes professionnels sont vulnérables à la représentativité.

Pour finir, l'heuristique de représentativité n'est pas un biais individuel classique, elle agit à plusieurs niveaux. Elle s'étend du jugement personnel jusqu'à la collectivité des marchés. Elle contribue à expliquer les anomalies empiriques dans les cours boursiers. Comme le souligne Tadjeeddine (2013) dans son étude, ces biais doivent être intégrés dans les modèles économiques pour mieux refléter le comportement réel des investisseurs. La finance comportementale ne vise pas à rejeter la rationalité, mais à l'enrichir par une compréhension fine des limites cognitives humaines.

L'heuristique d'ancrage

Le biais d'ancrage désigne la tendance des individus à s'appuyer excessivement sur une information initiale (l'ancrage), souvent arbitraire, lorsqu'ils prennent une décision. Par la suite, ils effectuent des ajustements insuffisants. Epley et Gilovich (2006) ont approfondi ce concept avec leur modèle de l'« Anchoring-and-Adjustment » soulignant que ces ajustements sont très coûteux et souvent sous-estimés. Cela mène à des décisions biaisées. Ce biais est nuisible en finance où l'environnement est incertain. De plus, le flux important d'informations rend les investisseurs vulnérables à l'utilisation d'ancres inadéquates (i.e. les prix historiques, les rendements passés ou les recommandations initiales).

Un domaine où le biais d'ancrage a des effets documentés est celui des prévisions d'analystes. Cen, Hilary et Wei (2013) montrent que les analystes financiers ancrent leurs prévisions de bénéfices sur les résultats antérieurs. Ceci crée une inertie dans les anticipations qui nuit à l'efficacité informationnelle des marchés. Ces effets sont amplifiés lorsque l'environnement économique est incertain, poussant les analystes à se reposer davantage sur des repères passés perçus comme « sécurisants ». Campbell et Sharpe (2009) confirment cette dynamique en démontrant que les consensus sur les taux d'intérêt sont biaisés par l'ancrage affectant la tarification des actifs. Le croisement de ces deux études révèle une double problématique : l'ancrage influence les analystes eux-mêmes d'une part et il crée une contagion comportementale d'autre part. Ce, parce que les investisseurs fondent leurs décisions sur ces prévisions biaisées.

Le biais d'ancrage ne se limite pas aux professionnels. Il est marqué chez les investisseurs individuels disposant de peu d'expérience ou de formation en finance. Elhussein et Abdalgadir (2020) montrent que les investisseurs particuliers s'attachent souvent à des repères initiaux tels que le prix d'achat d'une action ou les conseils d'un proche même lorsque de nouvelles informations contredisent ces points de référence. Ikram (2016) explore le rôle modérateur du « locus of control ». Il montre que les individus qui attribuent leurs résultats à des facteurs externes sont encore plus enclins à suivre des ancrages arbitraires faute de réévaluation active. Le biais d'ancrage est donc renforcé par des facteurs psychologiques comme le manque de contrôle perçu, la confiance excessive envers autrui et la faible capacité d'adaptation cognitive.

Les jeunes investisseurs sont plus sensibles au biais d'ancrage. Siraji (2019) observe que cette population accorde une importance aux premières informations reçues, comme des cours d'entrée en bourse ou des tendances de court terme. Cette tendance peut affecter leur performance à long terme. Cette rigidité cognitive est expliquée par une confiance dans les informations initiales et une moindre capacité à traiter des signaux contradictoires. Cette observation fait écho à celle de Badshah, Irshad et Hakam (2016) qui relèvent que les jeunes dans les pays émergents sont influencés par les repères sociaux ou médiatiques initiaux. L'effet d'ancrage est donc renforcé. Les travaux réalisés dans des contextes économiques moins développés révèlent que l'impact du biais d'ancrage peut être encore plus marqué lorsque les investisseurs évoluent dans un environnement d'incertitude et de faible éducation en ce qui concerne la finance. Badshah, Irshad et Hakam (2016) ainsi qu'Ikram (2016) soulignent que les biais cognitifs comme l'ancrage y sont omniprésents et renforcés par des phénomènes sociaux (pression de groupe, confiance dans des figures d'autorité non qualifiées, ...). Elhussein et Abdalgadir (2020) ajoutent que dans les marchés peu régulés, les investisseurs ont peu d'alternatives pour se forger une opinion. Ils sont poussés à s'ancrer sur les premières informations disponibles. Ces études confirment que la vulnérabilité au biais d'ancrage dépend du contexte. Ce biais est donc atténué par l'expérience de l'investisseur, son exposition au marché et sa formation.

Le biais d'ancrage ne se manifeste pas uniquement dans les choix d'investissement. Il apparaît aussi dans des contextes de consommation. Ceux-ci partagent des mécanismes décisionnels similaires. Simonson et Drolet (2004) ont démontré que le prix affiché en premier influence la disposition à payer ou à accepter une offre différente illustrant un transfert direct de l'ancrage vers la valeur perçue. Wansink, Kent et Hoch (1998) montrent que des limitations d'achats arbitraires augmentent les quantités consommées. Ces résultats sont directement applicables à la finance comportementale. Ils s'observent dans la perception de la valeur d'un actif ou dans les décisions de trading automatique. L'ancrage est donc un biais comportemental transversal à toutes les catégories de décisions économiques.

3. La génération Z

L'ancre numérique

La Génération Z est nommée « Zoomers » dans la littérature scientifique (Benítez-Márquez et al., 2022). Elle regroupe les individus nés entre 1995 et 2010 ayant été socialisés dans un environnement comblé par les technologies numériques. Pour ces natifs du digital, l'essor rapide des réseaux sociaux et l'accès permanent à Internet représentent une norme structurelle. Contrairement aux générations précédentes, ils n'ont jamais connu un monde déconnecté. Le numérique n'est pas un outil extérieur, c'est un élément qui construit leur identité. Ils mobilisent les plateformes numériques pour interagir et s'informer (Hu et Pan, 2022). Cette familiarité technologique se traduit par une grande réactivité aux flux informationnels. Skulmowski (2022) explique que l'environnement numérique exerce une pression sur les capacités attentionnelles, ce qui entraîne une perte de repères.

Dans ce contexte, la manière dont cette génération traite l'information évolue. Sparrow, Liu et Wegner (2011) décrivent l'« effet Google ». C'est une tendance à se souvenir de l'emplacement d'une information plutôt que de son contenu. Cette externalisation cognitive est confirmée par Firth et al. (2019). Ils soulignent les effets à long terme sur la mémoire et la concentration.

Génération en quête de sens

La génération Z grandit dans un environnement profondément instable. Contrairement à des générations plus confiantes envers les structures établies, elle développe un esprit critique face aux institutions (Tirocchi, 2023 ; Seemiller & Grace, 2016 ; Francis & Hoefel, 2018). Leurs interactions numériques les amènent à développer une forte exigence de cohérence entre les informations lues et la réalité.

Cette posture critique se double d'un engagement éthique croissant. La génération Z valorise les principes d'ESG (Environnement, Social, Gouvernemental). Cette exigence se manifeste également dans leur usage des plateformes sociales. Elle recherche des plateformes basées sur des contenus plus bruts et plus transparents (Tirocchi, 2023). Leur rapport au monde s'ancre dans une quête de sens. Ceci possède un impact sur leurs choix professionnels et économiques (Chen et al., 2019).

Les attitudes de la génération Z

La Génération Z présente une forme d'ambiguïté financière entre prudence et spéculation. D'un côté, elle exprime une volonté de sécuriser son avenir économique, consciente des incertitudes de l'environnement financier (Putri Susanto et al., 2025). De l'autre, elle se montre attirée par les opportunités de gains rapides (i.e. cryptomonnaies, trading en ligne) (Elkatmiş, 2024 ; Pandurugan & Al Shammakhi, 2024).

Ce paradoxe s'explique par un manque de connaissance financière. Si l'intérêt pour l'investissement progresse chez les jeunes adultes, leur compréhension des outils financiers et des principes fondamentaux reste limitée. L'étude de Putri Susanto et al. (2025) souligne que cette faible maîtrise favorise une exposition aux biais comportementaux. De plus, cette exposition est accentuée par une illusion de compétence immédiate sur les applications de trading et sur les réseaux sociaux (TikTok, Forums, ...)

Ce sentiment de contrôle est confirmé par l'étude de Dhiran et Jayabalan (2024) qui montrent que les jeunes adultes surestiment souvent leur compréhension réelle des mécanismes de marché. Cela les rend vulnérable aux effets de mode.

Rôle stratégique de l'éducation financière

Dans ce contexte, l'éducation financière devient un levier. Becchetti et al. (2013), à travers une expérimentation en milieu scolaire, démontrent l'efficacité des approches pédagogiques actives pour améliorer les comportements d'investissement. La génération Z répond à des dispositifs d'apprentissage basés sur la simulation, le jeu ou l'intelligence artificielle. Chardonnens (2025) propose d'ailleurs l'intégration de stratégies comportementales assistées par des technologies pour renforcer la capacité des jeunes à traiter l'information financière dans des environnements complexes.

Réseaux sociaux et consommation

Cette ambiguïté se retrouve également dans leurs habitudes de consommation. Bien que de nombreux jeunes expriment une volonté de gérer leur budget de manière responsable, ils restent influencés par les logiques de surstimulation liées à l'économie numérique. Plus les jeunes sont formés, plus ils tendent à adopter des comportements rationnels (Dhiran & Jayabalan, 2024). Toutefois, l'influence massive des réseaux sociaux contribue à entretenir des tensions entre le caractère spéculatif et la prudence.

Dans ce contexte, il faut restructurer l'articulation entre numérique et économie. La Génération Z intègre ces deux composantes dans un ensemble où l'information économique et les interactions sociales coexistent sur les mêmes plateformes. Ce caractère hybride du numérique et de l'économique appelle un renouvellement des pratiques éducatives. Comme le suggèrent Benítez-Márquez et al. (2022), les modèles traditionnels doivent être réajustés pour tenir compte des préférences des générations et de leur rapport à l'économie. Il ne s'agit plus de transmettre des savoirs, mais de concevoir de nouveaux environnements d'apprentissage.

Design d'expérimentation

L'élaboration d'un questionnaire constitue la deuxième étape dans cette thèse. Dans le cadre de ce mémoire portant sur les biais comportementaux chez les jeunes investisseurs, le développement du questionnaire a été réalisé selon une approche méthodique. Ce chapitre détaille l'ensemble du processus, depuis l'analyse de la littérature jusqu'à la mise en ligne via LimeSurvey. (Annexe n°2)

Identification des biais comportementaux pertinents

La première étape de ce travail a consisté en une revue approfondie de la littérature scientifique. Cette phase exploratoire a permis de dégager les dimensions comportementales à investiguer. À travers des publications de référence telles que celles de Tversky et Kahneman (1974) sur les heuristiques et biais comportementaux ou encore les travaux empiriques de Barber et Odean (2001) sur l'excès de confiance, plusieurs biais ont été retenus pour structurer le questionnaire. Cette sélection s'est appuyée sur des publications académiques comme celles de Statman (1999), Shefrin et Statman (1985), Odean (1998) toutes documentant l'influence de ces biais sur les décisions d'investissement. En outre, les questionnaires développés et utilisés dans des recherches antérieures, comme ceux de Pompian et Longo (2004) ou Dorn et Huberman (2005), ont constitué des sources pour orienter la formulation initiale des questions.

Génération d'un large corpus de questions

La deuxième étape consiste à générer un corpus de questions potentielles. Cette phase, conforme aux recommandations de DeVellis (2016) sur la « question pool generation », a permis de produire une première version du questionnaire contenant environ une centaine de questions. Les questions ont été formulées de manière à capter les manifestations de chaque biais. Différents formats de questions ont été utilisés : échelles de Likert, choix dichotomiques et mises en situation. Cette diversité de formats visait à réduire les biais de réponse commune, conformément aux préconisations de Podsakoff et al. (2003).

Par exemple, les questions sur le biais de surconfiance ont été construites en se basant sur les travaux de Barber et Odean (2001). Elles prenaient la forme d'auto-évaluations dans lesquelles les participants étaient invités à comparer leurs capacités d'investissement avec celles d'autres investisseurs plus ou moins expérimentés. Le but était de mesurer leur disposition à se croire mieux informés ou plus habiles que la moyenne.

Ensuite, les questions liées au biais du troupeau (*herding behavior*), un phénomène par lequel les individus ont tendance à imiter les choix d'un groupe, proposaient aux répondants des situations dans lesquelles une majorité d'investisseurs adoptaient une stratégie (achat, vente, repositionnement) et leur demandaient dans quelle mesure ils seraient influencés par cette majorité, indépendamment de leurs propres convictions. Ces formulations s'appuient notamment sur les modèles comportementaux développés par Banerjee (1992) et Bikhchandani, Hirshleifer et Welch (1992) qui montrent les mécanismes de mimétisme dans la prise de décision financière.

Les questions liées à l'aversion à la perte et à la peur du risque exagérée ont proposé des simulations de choix financiers dans lesquels les participants devaient choisir entre une option risquée et une autre plus prudente tout cela en présence de gains ou de pertes possibles. Ces questions visaient à mettre en évidence la tendance des répondants à éviter toute possibilité de perte même si cela impliquait un manque à gagner et à évaluer leur attitude face à la prise de risque.

Pour identifier l'effet de disposition, un biais identifié par Shefrin et Statman (1985) et approfondi par Odean (1998), les questions présentaient des cas fictifs dans lesquels les répondants détenaient différents actifs, certains affichant une plus-value potentielle et d'autres une perte, en les invitant à choisir lequel vendre. Cette mise en situation permettait de montrer la résistance psychologique face à la réalisation d'une perte même lorsque celle-ci est rationnellement plus pertinente.

Pour l'étude de l'heuristique de disponibilité, les questions cherchaient à évaluer le biais en confrontant les répondants à des situations dans lesquels des événements récents (comme une crise boursière ou un succès spectaculaire d'action) pouvaient influencer leurs anticipations de rendement indépendamment des données objectives.

Concernant l'heuristique de représentativité qui est un biais où les investisseurs peuvent attribuer une probabilité exagérée à la répétition d'un événement simplement parce qu'il est « semblable » à un autre. Les scénarios de question utilisés pour ce biais sont des scénarios dans lesquels les répondants sont placés devant une situation dans laquelle un actif a montré une bonne performance historique et sont évalués sur le fait d'investir dans celui-ci ou non par exemple.

Enfin pour tester l'heuristique d'ancrage, les participants devaient formuler des jugements à partir d'une valeur de référence implicite ou explicite. Les questions prenaient la forme d'évaluation de rendement ou de prix cible d'actif pour mettre en évidence les écarts dans les estimations produits par l'ancre.

Révision du questionnaire

Ensuite, une phase de révision a permis le tri des questions. Ce tri a été basé sur plusieurs critères : la pertinence théorique, l'absence de répétition et la capacité à tester les hypothèses de recherche. Conformément à la notion de validité de contenu définie par Haynes, Richard et Kubany (1995), les questions ont été évaluées en fonction de leur capacité à représenter correctement le biais qu'elles voulaient mesurer. Cette sélection a permis de réduire le questionnaire à environ 70 questions de différentes formes réparties en sept blocs thématiques. Ceux-ci ont été conçus dans pour faciliter la lecture et la compréhension des répondants en respectant les standards méthodologiques issus de la littérature sur la construction d'enquêtes (Dillman et al., 2014 ; DeVellis, 2016).

Le premier bloc intitulé « Informations personnelles » vise à collecter des données sociodémographiques de base sur les répondants (i.e. âge, sexe, niveau d'études, statut professionnel, revenu). Ces variables servent à segmenter l'échantillon. Elles permettent aussi d'examiner les corrélations entre certaines caractéristiques personnelles et la présence de biais comportementaux (Barber & Odean, 2001 ; Grable, 2000). Ce bloc permet également de vérifier la représentativité de l'échantillon par rapport à la population cible définie dans la problématique.

Le deuxième bloc, basé sur les connaissances et les expériences en investissement, a pour objectif d'évaluer le niveau de familiarité des répondants avec les concepts financiers. Il s'agit d'identifier si les participants ont déjà investi. Et si le cas échéant, dans quels types d'actifs et avec quel degré d'autonomie ou de conseil. La littérature a montré que l'expérience peut atténuer certains biais comportementaux (Glaser & Weber, 2007). En incluant des questions à la fois objectives (expérience, produits utilisés) et subjectives (autoévaluation du niveau de connaissance), ce bloc contribue à cerner le degré de compétence perçue et réelle de chaque répondant.

La recherche en finance comportementale souligne que les préférences individuelles peuvent être influencées par des facteurs émotionnels ou sociaux (Statman, 1999). C'est pourquoi le troisième bloc

est basé sur les objectifs et préférences en investissement. Il essaie de comprendre la motivation profonde des jeunes investisseurs. Il permet de déterminer si leurs choix sont plutôt orientés par des objectifs de long terme ou des motivations plus à court terme et spéculatives. Il questionne aussi leurs préférences en matière de rendement, de sécurité ou encore de diversification.

Le quatrième bloc est consacré aux comportements face aux risques et aux facteurs influençant les décisions. Ce bloc explore la manière dont les individus réagissent à l'incertitude ainsi que les éléments déclencheurs de leurs décisions d'investissement. Avec des mises en situation, des échelles d'aversion au risque et des questions sur l'influence de l'environnement (avis d'amis, performances passées, sentiment de marché), il vise à identifier les profils de risque et à détecter les premières manifestations de biais comportementaux. Ce bloc permet par exemple de voir comment les jeunes investisseurs perçoivent le risque subjectif et dans quelle mesure ils y réagissent de manière rationnelle ou émotionnelle (Kahneman & Tversky, 1979).

Le cinquième bloc, spécifiquement dédié aux biais comportementaux, constitue le cœur du questionnaire. Il regroupe un ensemble de questions inspirées de la littérature scientifique sur les biais comportementaux en contexte financier. Chacun des biais a été abordé à travers des questions à réponse dichotomiques afin de voir directement si le répondant tombe ou non dans le biais testé. L'enjeu de ce bloc est d'identifier la présence et la nature des biais chez les jeunes investisseurs avec une vue comparative et explicative.

Le sixième bloc visant l'utilisation de la technologie et l'influence des médias s'intéresse à l'environnement numérique dans lequel évoluent les jeunes investisseurs. Ce bloc cherche à mesurer l'exposition des répondants à ces outils et à évaluer dans quelle mesure les technologies influencent leurs comportements. Plusieurs travaux comme celui de Fenton-O'Creevy et al. (2011) montrent que l'interface technologique peut favoriser certains biais et comportements impulsifs. Il est donc important d'inclure cette croissance technologique dans l'étude.

Enfin, le septième bloc est centré sur l'émergence des cryptomonnaies. Il vise à comprendre la place que ces actifs occupent dans les portefeuilles des jeunes investisseurs. Les cryptomonnaies représentent un univers d'investissement particulier par sa forte volatilité et dimension spéculative. Ce bloc explore la perception de ces actifs, les motivations d'investissement ainsi que les comportements associés.

Revue méthodologique approfondie pour le questionnaire

En parallèle, une revue ciblée de la littérature méthodologique portant spécifiquement sur la construction de questionnaires a été menée. Elle avait pour but de garantir la qualité méthodologique du questionnaire. L'approche du « Tailored Design Method » proposée par Dillman, Smyth et Christian (2014) a été déterminante dans la construction du questionnaire et dans la formulation des consignes. Cet ouvrage met en avant l'importance de l'adaptation du questionnaire à la population cible, l'usage d'un langage accessible et l'accent sur de bonnes formulations sur une mise en forme claire. Cela pour maximiser les taux de réponse.

Les travaux de Tourangeau, Rips et Rasinski (2000) sur la psychologie de la réponse à un questionnaire ont également guidé l'élaboration du questionnaire. Ils insistent sur le fait que toute réponse à une question résulte d'un processus mental. Celui-ci implique la compréhension de la question, la récupération d'une information et une mise en forme de la réponse. À ce titre, la formulation des questions a été entièrement revue pour éviter des questions biaisées, la présence de jugements ou encore certaines confusions pour le répondant.

Construction finale du questionnaire et déploiement sur LimeSurvey

Sur base de la théorie, une version finalisée du questionnaire a été construite. L'ordre des blocs a été revu et les consignes ont été simplifiées et rendues claires. L'ensemble a été implémenté via la plateforme LimeSurvey, un outil open-source largement reconnu dans la recherche académique pour ses fonctionnalités, sa compatibilité multi-appareils et sa capacité à gérer différents formats de questions. Cette plateforme est fluide et ergonomique pour l'utilisateur et elle possède un design épuré conformément aux principes de Nielsen (1994) sur l'ergonomie des interfaces utilisateurs. Chaque section du questionnaire comprend un court rappel de l'objectif et ces transitions entre les parties sont signalés par des titres explicites.

Le questionnaire final issu de Lime Survey se trouve en annexe. (*Annexe n°3*)

Benchmarking qualitatif et ajustements

Avant sa diffusion à plus grande échelle, le questionnaire a été soumis à une phase de « benchmarking ». Cette étape correspond à un test en conditions réelles auprès d'un cercle restreint de répondants. Pour ce benchmarking, un échantillon de jeunes de mon entourage proche ainsi qu'un professeur du second degré ont aidé à la revue globale du questionnaire. Ces répondants ont été sélectionnés non seulement pour leur honnêteté et leur franchise dans le retour critique mais aussi pour leur diversité de profils. Leur retour portait à la fois sur la clarté des questions, la fluidité du questionnaire et le temps total requis pour y répondre.

Ce processus de pré-test se base sur les bonnes pratiques méthodologiques décrites par Presser et Blair (1994) qui soulignent l'importance des « cognitive interviews », méthode utilisée pour évaluer la qualité d'un questionnaire en détectant les ambiguïtés ou autres obstacles rencontrés par les répondants. Il est également recommandé par Fowler (1995) qui insiste sur le rôle des « respondent debriefings » comme méthode d'amélioration continue de l'instrument de mesure.

Les retours du benchmark ont été analysés. Ceux-ci ont mené à plusieurs ajustements (i.e. simplification de certains termes, standardisation du format des échelles de réponse), en bref un « fine tuning » global du questionnaire. Ces modifications ont permis d'optimiser l'expérience utilisateur tout en maintenant la validité théorique des questions. Une fois ces ajustements intégrés, le questionnaire répondait alors à plusieurs critères essentiels de qualité et il a été validé.

Mise en ligne et diffusion du questionnaire

Le questionnaire finalisé a été mis en ligne sur LimeSurvey, accompagné d'un message d'introduction expliquant le contexte de la recherche, la nature anonyme et confidentielle des réponses et le temps estimé de réponse. Ce message visait à renforcer l'engagement des répondants tout en respectant les principes éthiques de la recherche en sciences sociales définis par Bryman (2016). (*Annexe n°3*)

La diffusion a été réalisée par l'intermédiaire de canaux numériques (i.e. réseaux sociaux, groupes universitaires, mailing) ciblant la population visée. LimeSurvey permet de suivre en temps réel les taux de réponse et de structurer la base de données pour une analyse future avec le logiciel statistique.

La construction du questionnaire s'est appuyée sur une démarche scientifique à chaque étape du processus. Des concepts tirés de la littérature académique, une rédaction en accord avec les standards méthodologique d'enquête, une phase « test » auprès de répondants cibles et une diffusion via une plateforme professionnelle. Ce processus a permis de garantir une bonne qualité des données

collectées et de poser les bases d'une analyse empirique pour tester les hypothèses relatives aux biais comportementaux des jeunes investisseurs.

Formulation des hypothèses de recherche

Dans le cadre de ce mémoire portant sur l'impact des biais comportementaux sur les décisions d'investissement chez les jeunes investisseurs, il est indispensable de tester empiriquement les relations identifiées dans la littérature. La formulation d'hypothèses constitue une étape importante car elle permet de structurer l'analyse quantitative à partir des observations théoriques. Les hypothèses ci-dessous cherchent à identifier les caractéristiques principales de la présence de certains biais comportementaux. Celles-ci tiennent compte des connaissances financières, des caractéristiques sociodémographiques et du contexte médiatique actuel.

Hypothèse n°1 : L'impact du niveau de connaissance financière sur les biais comportementaux

- **Justification théorique**

L'une des hypothèses de la finance comportementale suppose que le niveau de connaissance financière est un facteur dans la capacité des individus à prendre des décisions rationnelles. Un investisseur mieux informé est théoriquement moins enclin à être influencé par des biais cognitifs. En revanche, la littérature suggère également qu'un excès de confiance en ses connaissances peut engendrer un biais de surconfiance, particulièrement répandu chez les jeunes investisseurs (Barber & Odean, 2001). Ainsi, l'effet du niveau de connaissance financière est double. Il peut réduire certains biais d'une part et en accentuer d'autres d'autre part.

- **Formulation des hypothèses**

H0 (hypothèse nulle) : $\beta_1 = 0 \rightarrow$ Un niveau plus élevé de connaissances financières n'a pas d'impact significatif sur la présence des biais comportementaux ni sur la surconfiance.

H1 (hypothèse alternative) : $\beta_1 \neq 0 \rightarrow$ Un niveau plus élevé de connaissances financières réduit certains biais comportementaux mais peut potentiellement accentuer la surconfiance.

- **Nature des variables :**

L'impact des connaissances financières sur les biais comportementaux nécessite une distinction entre les types de variables utilisées. La variable indépendante correspond au niveau de connaissances financières obtenu à partir d'une question visant à évaluer ce niveau. Ce score exprimé sur une échelle discrète (débutant, intermédiaire, avancé, expert) peut être considéré comme une variable quantitative ordinaire puisqu'elle définit une relation d'ordre entre les catégories disponibles.

En ce qui concerne les variables dépendantes, il s'agit ici de la présence ou non de biais comportementaux. Cette présence est identifiée grâce aux réponses aux questions. Chaque biais est codé de façon binaire : 1 si le biais est identifié, 0 s'il est absent. Il s'agit donc de variables qualitatives dichotomiques justifiant l'utilisation de méthodes statistiques telles que la régression logistique. Par ailleurs, une nouvelle variable composite peut être construite en additionnant les biais identifiés chez un individu. Ceci transforme l'approche en une analyse quantitative simple via une régression linéaire.

Hypothèse n°2 : L'influence des facteurs sociodémographiques sur les biais liés au risque et à la perte

- **Justification théorique**

Les caractéristiques sociodémographiques des investisseurs comme l'âge et le genre sont des variables souvent étudiées dans la finance comportementale. Des études montrent que les femmes sont généralement plus averses au risque que les hommes et que les jeunes sont plus enclins à adopter des comportements spéculatifs (Charness & Gneezy, 2012 ; Eckel & Grossman, 2008). C'est pourquoi il est plausible de supposer que ces variables influencent la présence de certains biais comportementaux.

liés au risque de perte (Shefrin & Statman, 1985). Le test de cette hypothèse permet de déterminer dans quel sens ces variables impactent les biais comportementaux chez les jeunes investisseurs.

- **Formulation des hypothèses**

H0 : $\beta_2 = 0 \rightarrow$ L'âge et le genre du jeune investisseur n'ont pas d'effet significatif sur la présence ou l'intensité des biais comportementaux liés au risque et à la perte.

H1 : $\beta_2 \neq 0 \rightarrow$ L'âge et le genre du jeune investisseur influencent significativement la présence ou l'intensité des biais comportementaux liés au risque et à la perte.

- **Nature des variables**

Les variables indépendantes sont les caractéristiques sociodémographiques des répondants. L'âge est recueilli sous forme d'une variable quantitative, comprise entre 18 et 25 ans. Ce format permet une analyse de l'impact progressif de l'âge sur la population étudiée. Il autorise par exemple l'utilisation de coefficients interprétables en termes de variation marginale de la probabilité de présence d'un biais pour chaque année supplémentaire. Le genre est codé comme une variable qualitative dichotomique (0 = femme, 1 = homme).

Les variables dépendantes correspondent à la présence ou non de biais comportementaux liés au risque et à la perte. Ce type de variable oriente l'analyse vers des modèles de régression logistique binaire adaptés pour étudier la probabilité d'apparition de ces biais en fonction des facteurs sociodémographiques.

Hypothèse n°3 : Le rôle des médias numériques et des cryptomonnaies dans l'exacerbation des biais

- **Justification théorique**

L'essor des réseaux sociaux et l'influence croissante des influenceurs financiers sur des plateformes comme YouTube, Twitter (X) ou TikTok ont transformé les comportements d'investissement des jeunes. Ces nouveaux canaux favorisent souvent des mimétismes dans la prise de décision sans véritable analyse personnelle. Ce phénomène est lié au biais du troupeau (herding behavior) et à l'heuristique de disponibilité. Les décisions sont prises en fonction d'informations accessibles souvent biaisées. La popularité croissante des cryptomonnaies constitue un terrain propice à ces comportements (i.e. volatilité, hype médiatique, exemple de « success stories »). Tout cela alimente des décisions spéculatives influencées par des biais comportementaux (Bikhchandani & Sharma, 2000 ; Tversky & Kahneman, 1973). Tester cette hypothèse permet donc de mieux comprendre le rôle des nouvelles technologies dans l'évolution des biais comportementaux.

- **Formulation des hypothèses**

- **H0** : $\beta_3 = 0 \rightarrow$ L'exposition aux médias numériques et aux cryptomonnaies n'a pas d'effet significatif sur la présence des biais tels que le biais du troupeau ou l'heuristique de disponibilité.
- **H1** : $\beta_3 \neq 0 \rightarrow$ L'exposition aux médias numériques et aux cryptomonnaies exacerbé les biais comportementaux tels que le biais du troupeau ou l'heuristique de disponibilité.

- **Nature des variables**

Deux variables dépendantes sont utilisées pour cette dernière hypothèse. Il y a le biais du troupeau d'une part et l'heuristique de disponibilité d'autre part.

Pour expliquer la survenue de ces biais, plusieurs variables explicatives ont été utilisées. Elles relatent différentes formes d'exposition à l'environnement numérique et financier actuel. Les deux premières sont liées par le fait de suivre des influenceurs et d'avoir investi sur base de leurs recommandations. Les suivantes s'intéressent aux cryptomonnaies et au fait d'y avoir investi. La dernière implique le recours à des contenus instructifs sur YouTube ou autres plateformes. Ces variables captent à la fois différentes dimensions en cohérence avec la théorie des biais étudiés.

L'ensemble de ces variables permet ainsi de tester si certaines modalités d'exposition numérique ou financière augmentent la probabilité qu'un individu adopte un raisonnement biaisé.

Données

1. Définition de l'échantillon

L'échantillon retenu pour cette étude est composé de jeunes adultes âgés de 18 à 25 ans, tous inscrits dans des établissements d'enseignement supérieur. Il s'agit d'étudiants issus de diverses filières universitaires. Cette population a été sélectionnée afin de répondre à l'objectif de la recherche qui est d'analyser l'influence de certains biais comportementaux financiers chez des individus en phase de formation et aux portes de leurs premières expériences en investissement.

Les participants ont été sélectionnés selon une méthode d'échantillonnage non probabiliste par convenance. C'est un échantillonnage dans lequel le chercheur choisit lui-même le sujet de l'échantillon de manière non-aléatoire. C'est une stratégie utilisée dans les recherches en sciences sociales lorsque l'accès à la population cible est limité ou lorsqu'une approche exploratoire est justifiée (Caumont D. & Réthoré, C., 2023). Le choix de distribution en ligne de l'enquête répond aux contraintes d'accessibilité mais aussi aux habitudes numériques de la population cible qui est largement connectée et habituée aux outils digitaux. Cette méthode permet une collecte rapide de données tout en assurant une certaine diversité dans les profils. En revanche, l'échantillon ne peut être considéré comme représentatif au sens statistique strict puisque les résultats obtenus ne peuvent pas s'étendre et être généralisés à la population globale.

L'échantillon comprend N = 605 répondants valides. Cette taille est conforme aux recommandations de la littérature scientifique concernant les enquêtes quantitatives, notamment pour des analyses statistiques telles que les tests de corrélation ou de régression (Hair et al., 2014). Afin d'assurer la validité des analyses, la taille minimale de l'échantillon a été déterminée en amont à l'aide de la formule de Cochran (1977) :

$$N_0 = \frac{Z^2 \times p \times (1-p)}{e^2}$$

Où :

N₀ = taille d'échantillon requise

Z = valeur Z pour le niveau de confiance choisi (ici = 1,96 pour 95 %)

p = proportion estimée de la population ayant la caractéristique étudiée (0,5 si inconnue)

e = marge d'erreur souhaitée (ex. : 0,05 pour ±5 %)

Dans la mesure où cette recherche adopte une approche exploratoire et qu'aucune donnée préalable ne permet d'estimer la proportion réelle de la population concernée par les biais étudiés, le paramètre p a été fixé à 0,5. Ce choix méthodologique est retenu lorsqu'on souhaite maximiser la variance de l'estimateur et ainsi obtenir une taille d'échantillon minimale conservatrice pour un niveau de précision adéquat (Bhalerao, S. & Kadam, P., 2010).

Un niveau de confiance de 95 % (Z = 1,96) a été retenu dans cette étude afin d'accroître la robustesse statistique des résultats, en particulier dans le cadre d'analyses exploratoires et comportementales portant sur des biais comportementaux. Ce seuil conventionnel de 95 % est déjà un intervalle qui permet de réduire davantage le risque d'erreur de type I c'est-à-dire de rejeter à tort une hypothèse nulle vraie.

Dans le cadre de cette recherche, une marge d'erreur de 5 % a été choisie pour le calcul de la taille d'échantillon. Cette valeur est acceptée dans les travaux empiriques en sciences sociales et constitue une norme méthodologique équilibrée entre précision statistique et faisabilité opérationnelle (Cochran, 1977 ; Hair et al., 2014). Choisir une marge d'erreur de 5 % signifie que les estimations obtenues à partir de l'échantillon peuvent s'écartez d'au plus ou d'au moins 5 % de la valeur réelle dans la population cible, avec un niveau de confiance donné (en l'occurrence 95 %). Ce seuil permet d'obtenir des résultats suffisamment précis pour soutenir des analyses statistiques robustes. Cela en tenant compte des contraintes pratiques liées à l'accès aux répondants, à la disponibilité des données et à la nature exploratoire du sujet. En bref, le choix d'une marge d'erreur de 5 % reflète un bon compromis entre la précision statistique attendue et les réalités pratiques de la collecte de données.

On obtient alors :

$$N_0 = \frac{1,96^2 \times 0,5 \times (1-0,5)}{0,05^2} = 384,16$$

Ce résultat signifie que pour obtenir des estimations fiables à plus ou moins 5% près et avec un intervalle de confiance de 95% il faudrait viser 385 réponses au questionnaire. Ayant obtenu un nombre total de 605 réponses au questionnaire, l'échantillon de l'étude est conforme au prérequis de la formule Cochran.

Cette formule permet d'estimer la taille optimale en fonction de la variance attendue, de la marge d'erreur souhaitée et du niveau de confiance. L'utilisation de cette formule est une référence dans les enquêtes par questionnaire car elle permet d'adapter le nombre de répondants nécessaires à la robustesse attendue de l'analyse.

Malgré le recours à un échantillonnage non aléatoire, des mesures ont été prises pour favoriser la diversité des répondants. Une partie des étudiants interrogés appartiennent à différentes universités et écoles. Cependant la plupart proviennent d'HEC (école de gestion) et sont sujets à posséder davantage de connaissances sur le sujet. Cette sous-représentativité de l'échantillon sera développé dans les limitations de l'étude en fin de mémoire. Il convient donc de noter que l'usage d'un échantillon par convenance limite la représentativité probabiliste de l'étude. Les résultats obtenus ne peuvent être extrapolés avec certitude à l'ensemble des jeunes adultes de 18 à 25 ans. Cette limite est assumée dans le cadre de cette recherche exploratoire centrée sur une sous-population définie : les étudiants, en tant que groupe homogène sur certaines dimensions mais hétérogène sur d'autres.

L'échantillon étudiants constitue également une cible pertinente pour une étude en finance comportementale. En effet, cette population est aujourd'hui confrontée très tôt à des problématiques d'investissement que ce soit via des applications de trading en ligne, l'achat de cryptomonnaies ou la confrontation régulière avec des contenus à forte dimension spéculative sur les réseaux sociaux. Des travaux récents, comme ceux de Lusardi et Mitchell (2014) soulignent que les jeunes adultes, sont paradoxalement exposés à une pression en matière de décisions financières. Ils forment ainsi une génération d'investisseurs en devenir, sensible aux biais comportementaux et à l'influence des environnements numériques.

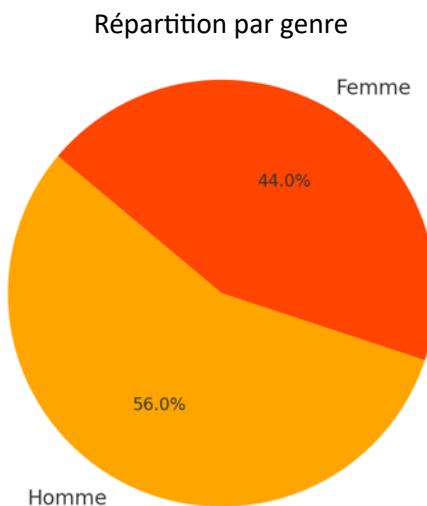
D'un point de vue analytique, le fait de restreindre la population cible à des étudiants permet également de réduire la variance extrinsèque. Ceci est recommandé dans les études comportementales (Campbell & Stanley, 1963). Cette stratégie permet de mieux isoler les effets des biais étudiés, sans avoir à compenser statistiquement des différences.

En résumé, la taille de l'échantillon et la cohérence avec la problématique de recherche ont été définies rigoureusement avant la création de l'échantillon. Il représente une base empirique solide pour explorer les comportements financiers des jeunes adultes en milieu universitaire et pour analyser la prévalence des biais cognitifs dans un contexte où les premières décisions d'investissement sont souvent guidées par des intuitions et des facteurs d'influence externes.

2. Résultats du questionnaire – Statistiques descriptives

Ce chapitre propose une analyse complète du profil des 605 jeunes adultes interrogés sur leurs comportements et préférences en matière d'investissement. L'approche repose sur des représentations visuelles et des indicateurs statistiques.

Profil sociodémographique des répondants



Données issues de Lime Survey

Le genre de l'échantillon montre une légère dominance masculine avec 56,03 % d'hommes (339 individus) et 43,97 % de femmes (266 individus). Pour évaluer statistiquement la distribution, la variable genre a été codée de façon binaire (variable de Bernoulli) avec la modalité 1 pour les hommes et 0 pour les femmes.

La moyenne observée correspond à la proportion d'hommes dans l'échantillon soit 0,5603. La variance est obtenue à l'aide de la formule " $p(1 - p)$ " où p représente la proportion d'individus ayant la modalité 1. Cette formule est utilisée pour les variables de Bernoulli (Henry, 2018). Cette méthode s'applique ici car chaque réponse peut être considérée comme une réalisation aléatoire parmi deux issues possibles. En remplaçant p par 0,5603, on obtient une variance de 0,246. Cette valeur calcule la dispersion des réponses autour de la moyenne. Dans notre cas, la variance est maximale lorsque les deux modalités sont équilibrées. Cet équilibre donne une variance de 0,25. Ici, la variance (=0,246) est très proche de cette valeur maximale. Les réponses sont donc relativement dispersées mais orientées vers une majorité masculine.

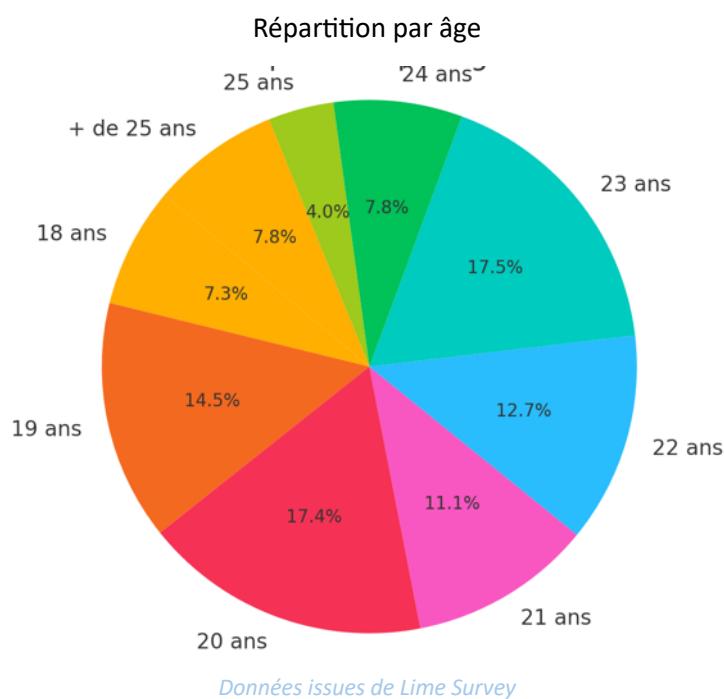
L'écart-type est ensuite calculé, $\sqrt{0,246} \approx 0,496$. Cette valeur très proche de 0,5 traduit une dispersion modérée autour de la moyenne. Ceci confirme que la surreprésentation masculine reste limitée. La répartition du genre apparaît donc équilibrée et permet des comparaisons fiables entre sous-groupes.

Cette dissymétrie n'est pas anodine dans le cadre d'une étude portant sur les comportements financiers. Des recherches en finance comportementale ont analysé des divergences systématiques entre les sexes dans leur approche de l'investissement. Les travaux de Barber et Odean (2001) ont démontré que les hommes ont tendance à manifester davantage de surconfiance dans leurs capacités à gérer des portefeuilles. Ils sont donc enclins à effectuer plus de transactions que les femmes. Ce

comportement se traduit par une performance inférieure en raison de coûts de transaction et d'une diversification insuffisante. C'est peu surprenant si l'on considère que plusieurs études ont montré que les hommes expriment plus souvent un intérêt pour les activités financières en particulier celles perçues comme spéculatives ou risquées (Barber & Odean, 2001 ; Niederle & Vesterlund, 2007).

D'autres études comme celles de Croson et Gneezy (2009) ou encore de Bajtelsmit et Bernasek (1997) relatent que les femmes adoptent en moyenne une posture plus prudente en matière d'investissement. Leur aversion au risque est plus marquée. Cette prudence, loin d'être une faiblesse peut dans de nombreux cas conduire à des résultats plus stables à long terme. La disparité observée dans l'échantillon est donc susceptible d'influencer les résultats obtenus dans d'autres dimensions de l'enquête (i.e. tolérance au risque, confiance financière, intérêt pour des instruments spéculatifs).

Répartition par âge



Cette variable est mesurée en neuf tranches allant de 18 ans à plus de 25 ans. La distribution est étalée mais asymétrique avec une concentration marquée dans les tranches centrales. On observe un pic de fréquence à 23 ans suivi de près par les tranches de 20 ans et 19 ans. Ces tranches allant de 19 à 23 ans représentent plus de 70 % de l'échantillon. Le graphique ci-dessus permet la visualisation de cette concentration centrale.

Pour évaluer cette distribution, chaque modalité a été codée par son âge réel. Une approximation (26 ans) de la variable "plus de 25 ans" était nécessaire pour le bien des calculs. À partir de ces valeurs, la moyenne empirique pondérée est de 21,57 ans. Cette moyenne représente donc bien la population cible de cette étude. (*Annexe n°4*)

La variance de cette variable est de 5,44. Cette valeur mesure la dispersion des âges par rapport à la moyenne elle est obtenue en appliquant la formule classique de la variance :

$$Var(X) = \frac{1}{n} \sum f_i (x_i - \bar{x})^2$$

Où:

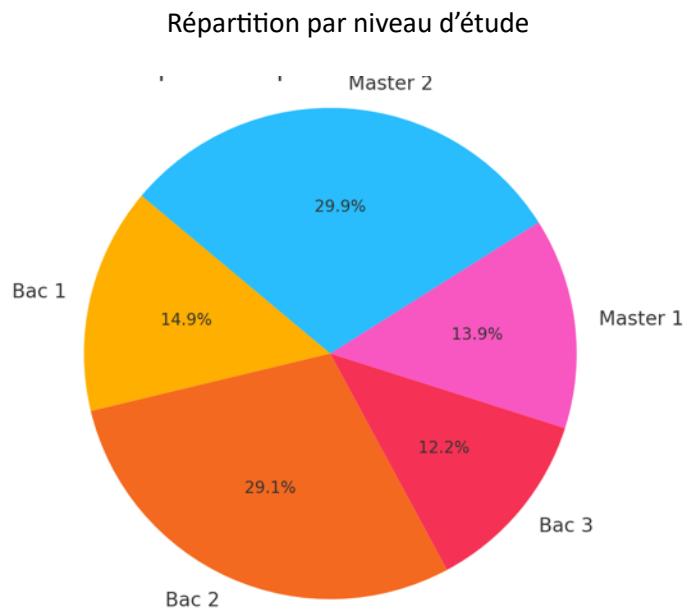
- f_i est le nombre de répondants par tranche
- x_i l'âge attribué à chaque modalité

Cette faible variance témoigne d'une répartition resserrée autour de la moyenne. Elle signifie que les écarts individuels à la moyenne sont relativement faibles. Ceci renforce l'homogénéité de l'échantillon sur cette variable. Une telle concentration statistique favorise les analyses comparatives et autorise des analyses croisées.

L'écart-type s'élève à 2,33 ans. Il indique que la majorité des répondants ont un âge situé à environ deux ans de part et d'autre de la moyenne. Cela montre une dispersion modérée et centrée sans données extrêmes qui ressort. Cela donne à la variable une stabilité favorable pour les comparaisons entre sous-groupes.

L'âge est une variable fondamentale dans l'étude des comportements d'investissement. Il est bien établi que les jeunes adultes adoptent des stratégies financières différentes de celles des personnes plus âgées. D'une part, en raison de leur horizon temporel plus long et d'autre part, en lien avec leur niveau d'expérience et leur perception du risque. Selon Mitchell & Lusardi (2011), les individus dans cette tranche d'âge font face à leurs premières décisions financières (i.e. ouverture de comptes, premiers investissements). Ceci sans disposer des connaissances suffisantes pour les aborder efficacement. Korniotis et Kumar (2011) montrent également que la jeunesse est un facteur prédictif de comportements financiers moins optimaux. Ceci en raison d'un manque d'expérience mais aussi d'une plus grande vulnérabilité aux biais comportementaux. Les jeunes sont plus enclins à être influencés par des effets de mode. Van Rooij, Lusardi et Alessie (2012) rappellent que la littératie financière augmente avec l'âge. Cela signifie que les jeunes adultes disposent d'un bagage plus limité en matière de concepts fondamentaux. Cela constitue un enjeu important pour l'interprétation des comportements d'investissement identifiés dans ce mémoire.

Répartition par niveau d'étude



Données issues de Lime Survey

La distribution des répondants selon leur niveau d'études met en évidence une concentration dans les années intermédiaires et avancées du cursus universitaire. Le graphique ci-dessus illustre cette répartition. Il met en lumière la dominance des étudiants situés au seuil d'entrée dans le cycle universitaire supérieur d'une part et à la sortie du monde académique d'autre part.

Pour l'analyse statistique, chaque année d'étude a été codée d'un niveau "1" (Bac 1) à un niveau "5" (Master 2). Avec ces données, une moyenne pondérée a été calculée :

$$\bar{x} = \frac{1.90 + 2.176 + 3.74 + 4.84 + 5.181}{605} = 3,15$$

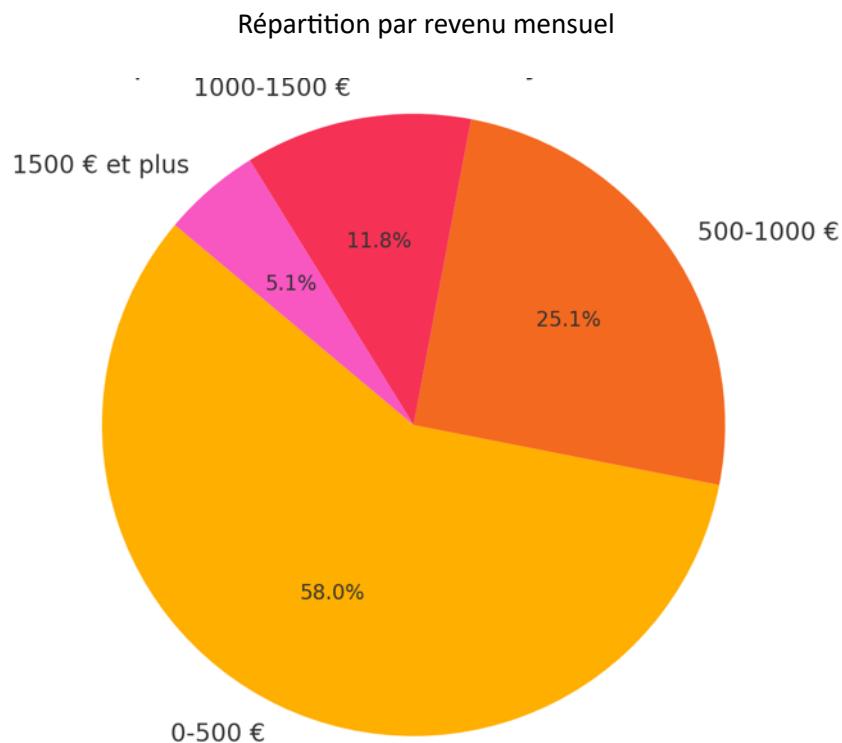
Cette moyenne indique que les répondants se situent entre le troisième (Bac 3) et le quatrième (Master 1) niveau d'étude testé.

La variance est de 2,20 calculée sur base de la formule classique énoncée à la page précédente. Une variance supérieure à 2 relate une répartition hétérogène mais non extrême. Il y a alors une coexistence d'étudiants de différentes années sans domination d'un seul groupe. Cette affirmation est confirmée par l'écart-type qui est de 1,48. Cette dispersion modérée est pertinente dans le cadre d'analyses croisées. Elle permet une couverture des différents niveaux de connaissances tout en assurant une variabilité des données. Cette composition de l'échantillon renforce les comparaisons statistiques entre niveaux d'étude. Elle permet également d'explorer l'influence de la progression universitaire sur les comportements d'investissement et les biais comportementaux.

Ce constat rejoint plusieurs travaux empiriques qui mettent en relation le niveau d'études et les capacités à prendre des décisions en finance. Chen et Volpe (1998) ont montré que les étudiants en fin de cursus obtiennent généralement des scores plus élevés en connaissance financière. De la même manière, Beal et Delpachitra (2003) observent que le niveau d'études influence la disposition à investir dans des actifs considérés comme plus complexes (i.e. actions, obligations, cryptomonnaies).

En revanche, il faut nuancer ce lien entre niveau d'étude et connaissances financières. Perry et Morris (2005) et Lusardi et Mitchel (2014) rappellent que le niveau de connaissance financière ne dépend pas uniquement du nombre d'années passées à l'université. D'autres facteurs comme la qualité de la formation ou l'intérêt pour la finance peuvent eux aussi exercer une influence sur le niveau de connaissance financière. Une autre étude intéressante de Potrich, Vieira & Kirch (2015) met en lumière que les femmes, même avec un niveau d'études élevé, continuent d'afficher un niveau de confiance plus faible dans la gestion de leurs investissements. Cela montre que les effets du niveau d'étude peuvent être influencés par d'autres variables sociodémographiques comme le genre par exemple.

Répartition par revenu moyen mensuel



Données issues de Lime Survey

L'analyse des revenus mensuels moyens reflète avec cohérence le profil démographique modeste qu'est l'étudiant. Le graphique ci-dessus montre une tendance vers les tranches de revenu inférieures. Cette tendance détermine une capacité d'investissement limitée pour une partie des participants.

Pour effectuer les calculs statistiques, les différentes classes de revenu ont été représentées par leurs valeurs médianes aussi appelées bornes centrales. Cette méthode repose sur l'hypothèse que les individus d'une classe sont répartis uniformément autour de son centre. (Henry, 2018). La dernière modalité « 1500 € et plus » a été approximée par la valeur de 1750 €. Cette valeur a été jugée cohérente avec le profil socio-économique des répondants.

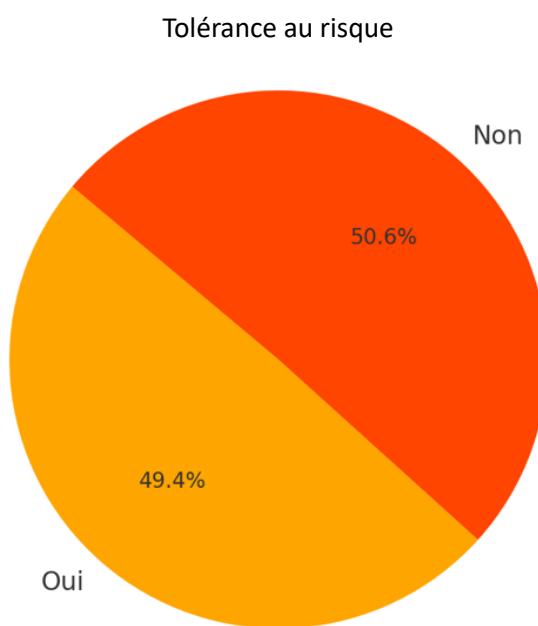
Les calculs de la moyenne pondérée avec bornes centrales mènent à une valeur de 569,52€. L'écart-type est de 438,97 €. Dans un contexte avec de revenus aussi bas, une telle valeur souligne une distribution très asymétrique où la majorité des cas se situe dans les tranches inférieures. Par ailleurs, l'écart-type élevé souligne également l'existence d'une minorité au sein de l'échantillon. Celle-ci jouit

d'un revenu significativement supérieur à la moyenne. Cela pourrait donner lieu à des comportements d'investissement distincts, marqués par une tolérance au risque plus élevée ou une plus grande diversité de produits financiers. Ces contrastes internes pourront être explorés dans l'analyse croisée des variables.

Avec une variance de 192 693,89, on remarque une dispersion élevée des revenus autour de la moyenne. Ceci s'explique par la concentration de répondants dans la première tranche (0–500). Cette configuration pourrait créer un déséquilibre statistique. En revanche, les résultats ne sont pas surprenants vis à vis de la population étudiée. Il est normal que la population étudiante se situe dans la partie inférieure du revenu. En résumé, ces calculs statistiques révèlent une hétérogénéité importante des revenus dans cette étude.

Du point de vue comportemental, cette distribution asymétrique a plusieurs implications. Lusardi & Mitchell (2007) et Fernandes et al. (2014) ont montré que les personnes disposant d'un faible revenu développent une aversion au risque accrue. Ces personnes sont moins aptes à investir ne possédant pas une épargne suffisante. Dans notre cas, la concentration des répondants dans la première tranche de revenu confirme ces observations. La majorité de l'échantillon semble opérer dans des conditions financières qui limitent fortement la prise de risque et la capacité à diversifier un portefeuille.

Tolérance au risque



Données issues de Lime Survey

Comme le montre le graphique, la répartition des répondants est presque parfaitement équilibrée entre des répondants tolérants (49,42%) et ceux qui ne sont pas tolérants aux risques (50,58%) qui se déclarent disposés à accepter un niveau de risque élevé (49,42 %) et ceux qui ne le sont pas (50,58 %). Ce résultat constitue une information importante dans cette étude comportementale. Elle montre une symétrie des préférences individuelles en termes de tolérance aux risques.

Au vu de la symétrie des résultats, la variance ($\approx 0,250$) et l'écart type ($\approx 0,5$) indiquent tous les deux une forte dispersion. Cela signifie que les réponses sont les plus diversifiées possible dans un cadre

binaire, au niveau le plus proche du “50-50”. Une telle statistique suggère que l’analyse comparative entre la variable de tolérance aux risques et d’autres variables peut être menée de façon robuste car les deux groupes sont à effectifs pratiquement égaux. Ce type de distribution est idéal pour explorer les différences dans les comportements financiers. Il garantit un équilibre structurel sans surreprésentation d’un pôle par rapport à l’autre.

L’interprétation de la tolérance au risque dans le cadre de la finance comportementale n’est pas négligeable. Cette dimension conditionne l’ensemble des décisions financières. La tolérance au risque est définie comme la capacité et la volonté d’un individu à supporter la variabilité des rendements sans stress excessif (Grable, 2000).

Plusieurs études ont démontré que la tolérance au risque est influencée par un large éventail de facteurs. Selon Sung & Hanna (1996), les jeunes adultes manifestent en moyenne une plus grande appétence au risque. Ce, en lien avec un horizon d’investissement plus long et une exposition plus faible aux pertes passées. Cependant, cette tendance est modérée par d’autres variables (i.e. genre, revenu, niveau d’études et littératie financière). Par exemple, Grable & Lytton (1999) ont mis en évidence que les hommes, les personnes plus aisées et ceux ayant une formation financière sont plus sujets à déclarer une tolérance au risque élevée.

Il est également important de rappeler que la tolérance au risque ne se limite pas à une simple déclaration de préférence. De nombreux travaux soulignent l’existence d’un écart entre la tolérance « perçue » et la tolérance « réelle ». Weber, Blais & Betz (2002) montrent que les attitudes face au risque sont influencées par le cadre de la question (formulation, contexte émotionnel, perception de contrôle). Ceci justifie la revue complète du questionnaire de cette variable dans une approche croisée avec les biais comportementaux.

Présence de biais comportementaux

Le tableau suivant relate la répartition des réponses “oui/non” concernant la présence de biais comportementaux chez les répondants de l’enquête. L’objectif n’est pas de produire une analyse statistique poussée mais de plutôt mettre en évidence la fréquence d’apparition de chaque biais comportemental dans l’échantillon. Ces résultats identifient quels biais sont les plus présents.

Biais comportemental	Oui (%)	Non (%)
<i>Effet de disposition</i>	17.52 %	82.48 %
<i>Heuristique d’ancrage</i>	72.73 %	27.27 %
<i>Heuristique de disponibilité</i>	93.88 %	6.12 %
<i>Heuristique de représentativité</i>	79.01 %	20.99 %
<i>Biais du troupeau</i>	72.56 %	27.44 %

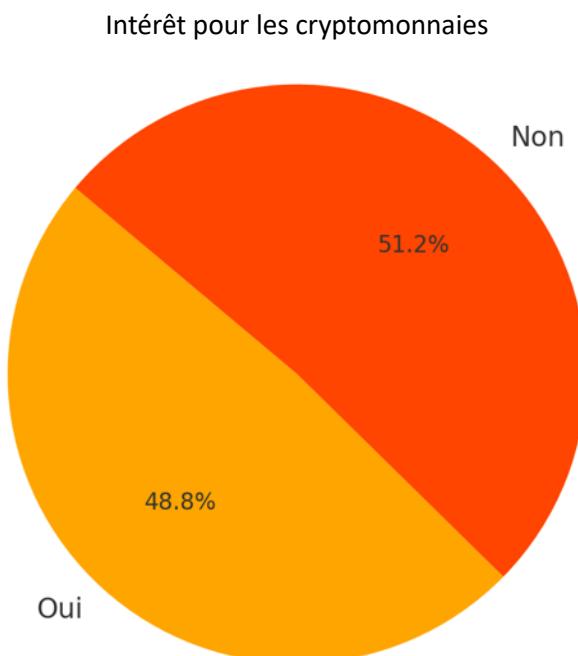
L’heuristique de disponibilité se démarque avec 93,88 % des participants montrant la présence de ce biais. Cela suggère que les jeunes investisseurs se basent sur des informations accessibles ou rencontrées récemment pour prendre leurs décisions financières. Ce phénomène est bien documenté dans la littérature. Lusardi & de Bassa Scheresberg (2013) mettent en lumière le rôle des médias numériques et des contenus courts dans la construction des représentations économiques. L’heuristique d’ancrage et le biais du troupeau suivent également cette logique d’influence. Pour rappel, le premier montre une tendance à s’attacher à une valeur initiale tandis que le second traduit un comportement de mimétisme fondé sur les décisions d’autres individus. Ces deux biais peuvent contribuer à des mouvements de marché comme l’ont montré Glaser, Langer & Weber (2007) dans leurs travaux sur le comportement grégaire des traders professionnels.

Le biais de représentativité est également bien présent. Dans le contexte des cryptomonnaies, ce biais peut pousser à des généralisations abusives (par exemple : croire qu'un nouveau projet répliquera la trajectoire du Bitcoin, sans considérer ses caractéristiques propres). Ce type de raisonnement intuitif peut malheureusement exposer les investisseurs à des déceptions. (Ben-David, Berkelaar & Prabhala, 2013).

À l'opposé, le biais de disposition n'est présent que chez 17,52 % des répondants. Cette faible reconnaissance peut s'expliquer par un manque d'expérience directe avec les marchés financiers. Ce biais, qui consiste à vendre trop vite les actifs gagnants et à conserver trop longtemps les perdants, se manifeste chez les investisseurs ayant déjà vécu différentes expériences de gains et de pertes (Odean, 1998). Il est donc plausible que certains répondants ne s'identifient pas encore à ce comportement.

Dans l'ensemble, ces observations confirment que les biais comportementaux sont loin d'être marginaux. Même dans un échantillon universitaire éduqué, ils restent présents et variés. Leur présence montre que les jeunes investisseurs font face à des mécanismes psychologiques qui influencent leur rapport au risque et à la rationalité. C'est plus qu'une simple question de niveau de connaissance financière. Ces résultats montrent le besoin d'une réflexion sur l'éducation à la prise de décision et sur l'investissement au sens large.

Les cryptomonnaies



Données issues de Lime Survey

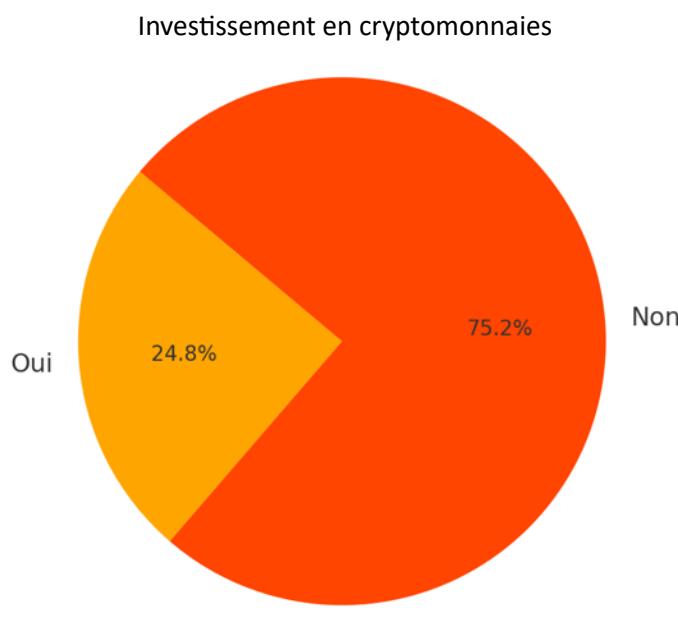
Dans la même dynamique que pour la tolérance aux risques, ce graphique montre une symétrie presque parfaite des réponses. Il n'a donc pas été jugé utile d'analyser les indicateurs statistiques comme l'écart-type ou la variance dans ce cas. Ceux-ci auraient donné des réponses montrant une hétérogénéité et une dispersion élevée.

Les résultats montrent qu'une ambivalence est particulièrement marquée chez les jeunes investisseurs. Cette ambivalence traduit deux approches différentes du risque. Les jeunes au profil plus prudent restant éloignés de ces instruments spéculatifs d'une part et ceux montrant un intérêt pour les cryptomonnaies et une appétence au risque plus élevée d'autre part. Fisch et al. (2018) ont

d'ailleurs montré que ce sont ces profils hybrides qui s'avèrent les plus actifs sur les plateformes de trading crypto.

Mais cet engouement n'est pas dénué de risques. Le marché des cryptomonnaies reste marqué par une extrême volatilité et une exposition aux effets de mode. Auer & Tercero-Lucas (2022) relatent que la plupart des détenteurs de cryptomonnaies achètent dans un contexte de montée de prix. Ce, souvent sans stratégie de sortie ni analyse préalable. Ce comportement est de plus en plus présent et de nombreux jeunes investisseurs agissent sous l'influence de différents biais comportementaux. Par exemple, on retrouve la représentativité avec l'extrapolation de performances passées, la disponibilité avec la médiatisation de « success stories » et le biais du troupeau avec les « pseudo » influenceurs en trading.

Ce partage presque équitable des positions pourrait refléter une transition financière en cours. Les cryptomonnaies ne sont plus perçues uniquement comme des anomalies ou des bulles. Ces nouveaux actifs commencent à s'inscrire aux côtés des actions, obligations ou ETF. Baur, Hong & Lee (2018) expliquent que ces actifs tendent à se normaliser dans les stratégies de portefeuille. On retrouve ces stratégies chez les jeunes investisseurs souhaitant diversifier à un moindre coût.



Si l'intérêt pour les cryptomonnaies est présent chez les jeunes, on constate qu'elles ne procurent pas encore un engouement sur le plan financier. Seuls un quart de l'échantillon interrogés ont déjà investi dans des cryptomonnaies. Cette distribution asymétrique montre un décalage entre intérêt théorique et passage à l'acte.

Statistiquement, cette variable présente une variance (" $p(1-p)$ ") de 0,1865 et un écart-type de 0,4318. Ceci témoigne d'un déséquilibre dans les comportements. Les jeunes investisseurs en cryptomonnaies restent une minorité. Ce paradoxe entre intérêt et investissement s'explique à plusieurs niveaux.

Le manque de ressources financières constitue un premier frein. Pour rappel, plus de la moitié des répondants disposent d'un revenu mensuel inférieur à 500 €. Ce revenu limite leur capacité à investir dans des actifs risqués. Auer et Tercero-Lucas (2022) confirment que les jeunes à faibles revenus restent à l'écart des cryptomonnaies à cause d'une aversion au risque accrue.

Mais cette retenue n'est pas seulement financière. Elle est aussi psychologique. Le monde des cryptomonnaies est souvent perçu comme complexe. Des notions comme la blockchain ou les clés privées constituent des barrières pour les novices. Ceci est justifié par Howell et al. (2020) qui soulignent que l'accessibilité à ces actifs reste limitée à ceux qui disposent d'une compétence technologique et financière. Ceci exclut une partie de la population étudiante.

Cette prudence peut aussi s'expliquer par le flux d'informations dans lequel baigne cette génération. Les plateformes de trading de cryptomonnaies et les médias diffusent des signaux contradictoires. Ces signaux rendent les décisions d'investissement difficiles. Lusardi et Mitchell (2014) rappellent que face à une surcharge d'informations, les jeunes peu formés aux outils d'évaluation financière sont plus vulnérables à la confusion.

Enfin, Glaser, Zimmermann et Haferkorn (2014) observent que la décision de ne pas investir dans les cryptomonnaies peut résulter d'un calcul rationnel. Cette réticence à investir pourrait être la conséquence d'une forme de conscience stratégique. Certains jeunes choisissent consciemment de retarder leur investissement dans les cryptomonnaies. Ils attendent un cadre réglementaire plus stable ou simplement un revenu plus confortable.

Méthodologie

L'étude repose sur un échantillon de 605 répondants ayant participé à un questionnaire. Les données ont été traitées à l'aide du logiciel GRETL. Ce logiciel est adapté aux analyses économétriques dans des contextes exploratoires et confirmatoires (Verbeek, 2017). Les variables collectées sont de nature hétérogène. Certaines sont qualitatives nominales (i.e. sexe, intérêt pour les cryptomonnaies), d'autres ordinaires (i.e. niveau d'étude ou d'expérience) et plusieurs sont quantitatives discrètes ou continues (i.e. âge, score de connaissance financière). Cette diversité impose une stratégie d'analyse différenciée, fondée sur la nature statistique des variables impliquées (Urdan, 2016).

1. La corrélation de Spearman (ρ)

ρ est une mesure non paramétrique du degré d'association monotone entre deux variables ordinaires ou continues ne respectant pas nécessairement l'hypothèse de normalité. La corrélation de Spearman se base sur les rangs des observations. Ce qui la rend plus robuste face aux distributions asymétriques et aux valeurs extrêmes (Field, 2018 ; Siegel & Castellan, 1988).

Cette dernière est définie par :

$$\rho = 1 - \frac{(6 \sum d_i^2)}{(n(n^2 - 1))}$$

Où d_i représente la différence entre les rangs pour l'observation i.

La combinaison de ces tests permet d'étudier les hypothèses sous plusieurs angles, en tenant compte des spécificités de chaque variable et en s'appuyant sur les recommandations méthodologiques reconnues en économétrie appliquée (Wooldridge, 2016). Les résultats empiriques qui suivent seront interprétés suite à cette approche méthodologique.

Elle est pertinente dans le cadre de cette recherche, plus précisément lorsque les données ne satisfont pas aux conditions d'application des tests paramétriques classiques ou lorsque les échelles de mesure sont ordinaires (comme les scores d'attitude ou d'intention).

L'interprétation du coefficient de Spearman suit les recommandations de Cohen (1988) : ρ entre 0,1 et 0,3 : corrélation faible, ρ entre 0,3 et 0,5 : corrélation modérée, $\rho > 0,5$: corrélation forte.

Cette analyse permet ainsi d'évaluer l'intensité et le sens d'une relation continue entre des variables indépendantes et dépendantes potentielles.

2. Tableaux de contingence

Les tableaux de contingence sont utilisés pour analyser la distribution conjointe de deux variables qualitatives. Ils permettent d'observer les co-occurrences entre modalités et de détecter des associations. Lorsqu'un lien est suspecté, des tests statistiques tels que le test du Chi² d'indépendance peuvent être mobilisés pour évaluer la significativité de cette association (Agresti, 2019 ; Sharpe, 2015).

Cette méthode est adaptée à l'exploration des biais comportementaux binaires (présents/absents) ou encore à l'étude de l'association entre des caractéristiques sociodémographiques (sexe, tranche d'âge, niveau d'études).

Dans cette étude, cette approche a été utilisée pour identifier les liens entre deux variables qualitatives avant d'envisager leur inclusion dans un modèle de régression logistique ou linéaire.

3. Régression logistique binaire

Afin de tester les différentes hypothèses, des séries de modèles de régression logistique binaire sont mobilisées. Ce choix se justifie par la nature dichotomique de la variable dépendante (présence ou non du biais) et la structure ordinaire des variables explicatives (Glaser & Weber, 2007).

La régression logistique binaire est l'une des méthodes les plus répandues pour modéliser la probabilité d'occurrence d'un événement binaire, c'est-à-dire codé 0 ou 1. Elle est utilisée dans ce mémoire pour estimer la probabilité que des individus manifestent certains biais en fonction de caractéristiques individuelles telles que le niveau de connaissance financière, la formation reçue ou l'exposition à des concepts d'investissement.

Contrairement à la régression linéaire, la régression logistique n'est pas fondée sur la minimisation des moindres carrés, mais sur la maximisation de la vraisemblance (Lejeune, 2022). Le modèle « logit » repose sur une fonction logistique qui constraint la probabilité estimée à rester dans l'intervalle [0 ; 1], selon la formule suivante :

$$\text{Log} \left(\frac{P(Y = 1)}{1 - P(Y = 1)} \right) = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \cdots + \beta_k X_k$$

Où :

- $P(Y=1)$ est la probabilité de présence du biais
- X_k les variables explicatives et
- β_k les coefficients estimés par la méthode du maximum de vraisemblance (Hosmer et al., 2013).

L'interprétation des coefficients β_k dans le modèle « logit » est peu intuitive car elle s'effectue en termes de « log-odds ». C'est pourquoi les coefficients sont transformés en « odds ratios » (OR) à l'aide de la relation :

$$OR = e^{\beta_k}$$

L'odds ratio indique l'effet multiplicatif sur les chances d'occurrence d'un événement pour une variation unitaire de la variable explicative. Un $OR > 1$ signifie que la variable augmente la probabilité de l'événement. Un $OR < 1$ suggère un effet protecteur. Cette transformation permet une interprétation opérationnelle des résultats et facilite les comparaisons entre différentes variables (Menard, 2002).

L'odds ratio est recommandé lorsque les variables explicatives sont catégorielles ou ordinaires. Il permet une interprétation relative par rapport à une modalité de référence. Il est également robuste à certaines transformations des données. Ce qui renforce son utilité dans l'analyse comportementale et financière (Agresti, 2019). La symétrie et la cohérence de l'odds ratio en font un indicateur pertinent dans des contextes où le risque absolu n'est pas disponible, comme dans les études transversales.

4. Régression linéaire ordinaire (OLS)

Lorsque la variable dépendante est quantitative et mesurée de manière continue ou discrète sur une échelle suffisamment élaborée, la méthode d'estimation la plus couramment utilisée en économétrie est la régression linéaire ordinaire ou le modèle OLS (Ordinary Least Squares) (Paquay, 2021 ; Lejeune, 2022). Ce modèle constitue le fondement de l'analyse causale linéaire en sciences économiques et comportementales (Wooldridge, 2016 ; Greene, 2018).

Dans le cadre de cette recherche, il est utilisé pour expliquer la variation d'un score cumulé de biais, obtenu en sommant les biais détectés pour chaque individu, à partir de variables explicatives telles que le niveau de connaissance financière. Ce score est assimilé à une variable quantitative continue, ce qui rend le recours au modèle OLS statistiquement et économiquement pertinent (Barber & Odean, 2001 ; Lusardi & Mitchell, 2014).

Le modèle linéaire de base s'écrit comme suit :

$$Y_i = \beta_0 + \beta_1 X_{1i} + \beta_2 X_{2i} + \cdots + \beta_k X_{ki} + \varepsilon_i$$

Où :

- Y_i est la variable dépendante pour l'individu i (ici, le score de biais)
- X_{ki} représente les k variables explicatives observées
- β_k sont les coefficients inconnus à estimer
- ε_i est le terme d'erreur aléatoire, supposé de moyenne nulle et homoscédastique.

L'objectif de l'estimation par OLS est de minimiser la somme des carrés des résidus :

$$\min_{\beta} = \sum_{i=1}^n (Y_i - \hat{Y}_i)^2$$

Cette approche repose sur plusieurs hypothèses classiques (Wooldridge, 2016) : linéarité, absence de multicolinéarité parfaite, exogénéité faible, variance constante des erreurs (homoscédasticité) et normalité des résidus pour les tests d'hypothèses (Kennedy, 2008 ; Hayashi, 2000).

Lorsque ces conditions sont respectées, les estimateurs OLS sont « BLUE » : Best Linear Unbiased Estimators (les meilleurs estimateurs linéaires non biaisés). Cela signifie qu'ils présentent une variance minimale parmi tous les estimateurs linéaires sans biais (Greene, 2018).

L'interprétation des coefficients β_k est directe. Une variation d'une unité de X_{ki} est associée à une variation moyenne de β_k unités de la variable dépendante Y_i , toutes choses égales par ailleurs. Cette propriété est précieuse pour interpréter l'effet marginal des facteurs sur l'intensité comportementale mesurée par le score de biais.

Dans le cadre de cette étude, le modèle OLS permet d'évaluer si les individus plus instruits financièrement présentent moins de biais cumulés que les autres, tout en contrôlant pour d'autres variables. La significativité des effets est évaluée à l'aide des tests t individuels sur chaque coefficient, ainsi que d'un test F global sur l'ensemble du modèle.

5. Test de Student

Lorsque l'on souhaite comparer les moyennes d'une variable quantitative entre deux groupes indépendants, le test t de Student constitue un outil statistique souvent utilisé. Ce test vise à déterminer si la différence entre les moyennes observées dans deux groupes distincts est statistiquement significative, c'est-à-dire peu probable d'être due au hasard d'échantillonnage. (Paquay, 2021)

Le test repose sur la statistique suivante :

$$t = \frac{(\bar{X}_1 - \bar{X}_2)}{\sqrt{\frac{s_1^2}{n_1} + \sqrt{\frac{s_2^2}{n_2}}}}$$

Où :

- \bar{X}_1 et \bar{X}_2 sont les moyennes des deux échantillons
- s_1^2 et s_2^2 leurs variances empiriques respectives
- n_1 et n_2 leurs tailles

L'hypothèse nulle (H_0) décrit que les deux groupes ont des moyennes égales. Si la p-value obtenue à partir de la statistique t est inférieure à 0,05, H_0 est rejetée, indiquant une différence statistiquement significative. La p-value est un indicateur dans l'analyse statistique permettant d'évaluer la probabilité d'observer un résultat aussi extrême ou plus extrême que celui obtenu sous l'hypothèse nulle (H_0). En d'autres termes, elle mesure à quel point les données observées sont compatibles avec l'absence d'effet. Plus la p-value est faible, plus la preuve contre H_0 est forte (Paquay, 2020). En sciences sociales, il est d'usage de considérer un seuil de significativité de 5 % ($\alpha = 0,05$), conformément aux standards établis par Fisher (1925) (Paquay, 2020). Ainsi, si la p-value est inférieure à ce seuil, on considère que le résultat est statistiquement significatif, justifiant le rejet de l'hypothèse nulle. À l'inverse, une p-value supérieure à 5 % signifie que le résultat observé pourrait être attribué au hasard et qu'aucune conclusion définitive ne peut être tirée quant à l'effet étudié. Cette approche a été appliquée dans l'étude pour déterminer la significativité des liens observés entre les variables explicatives (niveau de connaissance, formation, âge, genre) et les biais comportementaux analysés.

Le test t repose sur les hypothèses suivantes : indépendance des observations, normalité des distributions et homogénéité des variances (pour le test t standard, dit "pooled"). Lorsque cette dernière n'est pas vérifiée, la version de Welch du test t est utilisée, qui ajuste les degrés de liberté en conséquence.

Lorsque la distribution des données s'éloigne de la normalité, des tests non paramétriques sont préférables. Parmi ces tests, on retrouve le test de Mann-Whitney U (aussi appelé test de Wilcoxon pour deux échantillons indépendants). Ce test compare les distributions des rangs plutôt que les moyennes brutes. Ce qui le rend plus robuste aux violations de normalité.

Dans le cadre de ce travail, le test t de Student (ou son équivalent non paramétrique selon le cas) a été utilisé pour comparer les scores de biais cumulés ou d'autres variables continues entre groupes définis par des variables qualitatives comme le genre ou la participation à une formation. Ces tests permettent d'évaluer de manière rigoureuse l'existence de différences significatives entre sous-populations.

Par ailleurs, des tests du Khi² sont utilisés pour examiner les relations entre variables qualitatives, par exemple entre le niveau de connaissance (catégorisé) et la surconfiance (oui/non). Ce test repose sur la statistique :

$$\chi^2 = \sum \frac{(O_{ij} - E_{ij})^2}{E_{ij}}$$

Où O_{ij} est la fréquence observée dans la cellule i,j du tableau croisé et E_{ij} la fréquence attendue. Ce test permet de rejeter l'hypothèse d'indépendance entre les deux variables si la p-value est inférieure à 0,05 (Agresti, 2019).

Résultats empiriques

1. Hypothèse n°1 : Résultats

Analyse bivariée

○ Corrélation de Spearman

Afin d'examiner les relations bivariées entre le niveau de connaissance financière perçue et la propension à manifester divers biais comportementaux liés à l'investissement, une série de corrélations de Spearman (ρ) a été réalisée. Spearman permet de mesurer l'intensité et le sens d'une relation monotone, ceci sans supposer de linéarité stricte (Urdan, 2016).

Les résultats présentés dans le tableau ci-dessous révèlent des relations de sens négatif pour la majorité des biais testés. Ceci est conforme à l'hypothèse selon laquelle une meilleure maîtrise des concepts financiers tend à réduire la dominance de comportements biaisés (Lusardi & Mitchell, 2014).

Biais comportementaux	Coefficient ρ	P-value	Interprétation
Effet de disposition	-0.0411	0.3127	Non significatif car p-value > 0,05
Heuristique d'ancrage	-0.2992	< 0.0001	Négatif fort et significatif
Heuristique de disponibilité	-0.0976	0.0163	Négatif modéré, significatif
Heuristique de représentativité	-0.1414	0.0005	Négatif, significatif
Biais de troupeau	-0.0512	0.2085	Non significatif car p-value > 0,05
Aversion à la perte	+0.1336	0.0021	Positif, significatif

Annexe n°5

L'heuristique d'ancrage présente la corrélation la plus marquée avec la connaissance perçue ($\rho = -0.2992$ et $p < 0.0001$), suggérant que les individus les plus instruits ont une probabilité significativement plus faible de se référer de manière arbitraire à des points d'ancrage dans leurs décisions. Ce résultat confirme les travaux de Glaser et Weber (2007), qui soulignent le rôle de la connaissance financière dans la réduction des erreurs d'interprétation.

Les heuristiques de disponibilité ($\rho = -0.0976$ et $p = 0.0163$) et de représentativité ($\rho = -0.1414$ et $p = 0.0005$) affichent également des corrélations négatives significatives. Ces résultats confirment que les individus avec une meilleure compétence sont aussi ceux qui s'appuient moins sur des raccourcis comportementaux simplificateurs ou basés sur la mémoire immédiate, en ligne avec les conclusions de Barber et Odean (2001).

En revanche, l'effet de disposition ($\rho = -0.0411$ et $p = 0.3127$) et le biais de troupeau ($\rho = -0.0512$ et $p = 0.2085$) ne montrent pas de relation significative avec la variable explicative. Cela suggère que ces comportements ne sont pas liés directement à la perception de compétence et pourraient être davantage influencés par des facteurs émotionnels ou sociaux (Bikhchandani & Sharma, 2000).

Enfin, l'aversion à la perte affiche une corrélation positive significative ($\rho = +0.1336$ et $p = 0.0021$) indiquant paradoxalement que les individus plus confiants dans leur niveau de connaissance sont aussi plus enclins à redouter les pertes. Ce constat peut être interprété à la lumière de la littérature sur la surconfiance. Elle suggère que des individus qui se considèrent comme compétents peuvent percevoir les pertes potentielles comme des échecs personnels. Ceci augmente leur aversion émotionnelle (Kahneman & Tversky, 1979 ; Odean, 1998).

Dans l'ensemble, ces résultats confortent partiellement l'hypothèse H₁ en révélant que la connaissance perçue est inversement liée à plusieurs biais comportementaux. L'analyse confirme ainsi que la connaissance financière impacte la régulation des comportements financiers irrationnels, sans toutefois éliminer totalement les distorsions, particulièrement celles d'origine émotionnelle.

Tableaux de contingence

Dans le prolongement des analyses bivariées, une série de tests d'indépendance a été menée à l'aide de tableaux de contingence croisant la présence de biais comportementaux binaires avec le niveau subjectif de connaissance financière. Ce dernier, mesuré sur une échelle ordinaire de quatre niveaux (débutant, intermédiaire, avancé et expert), a permis de dégager des tendances générales d'association. Elles sont évaluées à travers les statistiques du χ^2 de Pearson. Ces analyses apportent plus de précision quant aux régressions logistiques. Elles illustrent les variations de fréquence de chaque biais selon le degré perçu de connaissance financière.

- **Effet de disposition**

Le tableau de contingence relatif à l'effet de disposition ne révèle aucun lien statistiquement significatif avec le niveau de connaissance ($\chi^2 = 1.38, p = 0.709$) car la p-value est supérieure à 0,05. Les pourcentages de répondants de ce biais demeurent relativement constants entre les groupes. Ils oscillent autour de 17 %. L'absence d'association suggère que ce comportement d'ancrage émotionnel face aux pertes pourrait être peu influencé par l'expertise perçue. Ceci conforte donc les hypothèses de Shefrin et Statman (1985) quant à son enracinement psychologique plus que cognitif. (Annexe n°6)

- **Heuristique d'ancrage**

À l'inverse, le test associé à l'heuristique d'ancrage ($\chi^2 = 79.66, p < 0.0001$) révèle une relation très significative. La prévalence de ce biais diminue fortement avec le niveau de connaissance perçu. Il passe de 83 % chez les débutants à moins de 19 % chez les profils les plus instruits. Cette forte tendance descendante témoigne d'un effet protecteur de la connaissance financière contre la tentation de se référer à des points d'ancrage arbitraires. Ces résultats vont dans le sens des théories de Kahneman et Tversky (1974) qui soulignent la sensibilité de ce biais aux compétences analytiques. (Annexe n°6)

- **Heuristique de disponibilité**

Une relation significative est observée pour l'heuristique de disponibilité ($\chi^2 = 34.29, p < 0.0001$). Les répondants peu confiants dans leurs compétences financières présentent une tendance à se reposer sur des informations accessibles aisément. L'effet décroît avec l'augmentation du niveau de connaissance même si la catégorie « expert » doit être interprétée avec prudence en raison d'un effectif extrêmement réduit (n=2). Cette tendance valide l'idée que la connaissance financière aide à dépasser les automatismes comportementaux basés sur la saillance de l'information (Tversky & Kahneman, 1973). (Annexe n°6)

- **Heuristique de représentativité**

Concernant la représentativité, le test indique une association significative ($\chi^2 = 20.11, p = 0.00016$). Les proportions de biais diminuent avec le niveau perçu de compétence mais de manière moins abrupte que pour l'ancrage ou la disponibilité. Cette analyse pourrait refléter une internalisation des raisonnements probabilistes chez les individus plus instruits, une dimension évoquée par Kahneman (2011) dans ses travaux sur les jugements intuitifs. (Annexe n°6)

- **Biais de troupeau**

L'analyse du biais de troupeau met en évidence une relation plus modeste mais néanmoins significative ($\chi^2 = 9.04, p = 0.0287$). Les résultats sont surprenants. L'évolution entre les débutants et intermédiaires est une évolution à la baisse. En revanche, l'évolution vers les niveaux supérieurs de connaissance est à la hausse. On peut conclure que ce comportement d'imitation pourrait être davantage social que strictement cognitif. (Annexe n°6)

- **Aversion à la perte**

Les résultats relatifs à l'aversion à la perte ($\chi^2 = 9.49$, $p = 0.0234$) indiquent une relation significative mais dans une direction inattendue. En effet, les individus qui se perçoivent comme financièrement compétents semblent plus enclins à présenter ce biais (groupes des intermédiaires et avancés). Ce résultat peut paraître paradoxal mais s'aligne avec la littérature sur la surconfiance. Une connaissance accrue peut amener à surévaluer ses capacités et donc à réagir avec plus d'émotions face aux pertes (Barber & Odean, 2001 ; Glaser & Weber, 2007). (Annexe n°6)

Analyse multivariée

L'étude de la relation entre le niveau de connaissance financière des jeunes investisseurs et leur exposition aux biais comportementaux constitue une des principales questions dans la compréhension des mécanismes décisionnels en finance comportementale. Pour examiner cette relation, une série de modèles statistiques ont été mobilisés. D'une part, des modèles logistiques binaires ont été utilisés pour estimer l'effet du niveau de connaissance financière sur la probabilité de manifestation de biais spécifiques. D'autre part, une régression linéaire a été réalisée pour évaluer l'influence globale de cette variable sur un score cumulé représentant l'intensité des biais. Chaque méthode a été choisie en fonction de la nature des données et des objectifs analytiques. Ceci a été fait conformément aux recommandations de Hosmer et Lemeshow (2000) pour les modèles logistiques et de Wooldridge (2016) pour les modèles linéaires ordinaires.

Le recours au modèle « logit » est justifié dès lors que la variable dépendante est dichotomique. C'est le cas ici étant donné que chaque biais comportemental a été codé comme présent (1) ou absent (0). Le modèle logistique permet d'estimer la log-odds de manifestation du biais en fonction du niveau de connaissance tout en garantissant que les probabilités prédites se situent entre 0 et 1. L'interprétation repose sur l'analyse du coefficient β , de sa significativité statistique via la p-value, de son odds ratio et de mesures globales de qualité du modèle telles que le pseudo-R² de McFadden. Ce dernier est adapté aux modèles logistiques et permet d'évaluer l'amélioration du modèle par rapport à un modèle sans variables explicatives (McFadden, 1972 ; Menard, 2002).

La régression OLS est quant à elle utilisée dans la seconde phase de l'analyse sur une variable dépendante quantitative construite comme un score cumulé de biais, allant de 0 à 6. Elle permet d'estimer l'effet moyen du niveau de connaissance sur le nombre total de biais manifestés. Elle est utilisée en fournissant des indicateurs comme le coefficient de détermination R², la valeur de F ainsi que la significativité des coefficients individuels via le test t de Student.

Le tableau suivant est une synthèse des données récoltées sur GRETL lors des analyses. Le détail se trouve en annexe n°7.

Biais analysé	β (coeffici- ent)	Écart- type	z (ou t)	p- valu e	Pseudo-R ² de McFadde n	Test du modèle (χ^2)	Significati f au seuil 5%
Ancrage	-1.19883	0.15682 9	-7.644	2.1e -14	0.092676	65.7078	Oui
Disponibilité	-0.728657	0.24313 6	-2.997	0.00 27	0.030674	8.54161	Oui
Représentativité	-0.517065	0.15345 8	-3.369	0.00 08	0.018038	11.215	Oui
Aversion à la perte	1.01	0.34069	2.965	0.00 3	0.033461	10.7578	Oui
Disposition	-0.19438	0.17740 3	-1.096	0.27 32	0.002194	1.23199	Non
Troupeau	-0.0976543	0.14422 3	-0.6771	0.49 83	0.000641	0.45558 9	Non

Données issues de GRETL

Le premier modèle logistique testé portait sur le biais d'ancrage. Le coefficient estimé pour la variable "Niveau de connaissance financière" est de -1,199 avec une p-value largement inférieure à 0.05 (très significatif). Le signe négatif du coefficient indique que plus les connaissances financières sont élevées, moins l'individu est susceptible de manifester ce biais. La conversion de ce coefficient en odds ratio ($e^{-1.199} \approx 0.30$) signifie qu'un répondant ayant un niveau de connaissance supérieur présente une réduction de 70 % de la probabilité relative d'adhérer à l'heuristique d'ancrage. Le pseudo-R² de McFadden s'élève ici à 0,093. Il indique que près de 9 % de la variabilité de la variable dépendante est expliquée par le modèle. Ce qui constitue une performance tout à fait respectable pour un modèle univarié en sciences sociales (Louviere, Hensher & Swait, 2000).

Dans le second modèle, relatif à la disponibilité de l'information, le coefficient est de -0,729 (p = 0.0027). Ceci confirme un effet négatif et significatif du niveau de connaissance sur la propension à mobiliser ce biais. L'odds ratio associé est de 0.48. Ça traduit une réduction d'environ 52 % (1-0,48) de la probabilité de manifester le biais. Le pseudo-R² de 0.031 est plus modeste mais toujours acceptable au regard du caractère monovarié du modèle. Cette performance est appuyée par un test du ratio de vraisemblance significatif ($\chi^2 = 8.54$; p = 0.0035), ce qui atteste de l'apport informatif de la variable explicative.

Le troisième biais examiné est celui de la représentativité. Il donne un coefficient de -0.517 avec une p-value de 0.0008. Cela confirme une nouvelle fois la significativité statistique de l'effet. L'odds ratio estimé est de 0.59, ce qui équivaut à une réduction d'environ 41 % de la probabilité relative de manifester ce biais pour chaque niveau supplémentaire de connaissance. (Annexe n°9)

En revanche, les résultats pour le biais de disposition ($\beta = -0.194$, p = 0.273) et pour le biais du troupeau ($\beta = -0.097$, p = 0.498) ne sont pas statistiquement significatifs. Les pseudo-R² respectifs sont extrêmement faibles (0.002 et 0.0006). Cela suggère que le niveau de connaissance financière n'exerce pas d'influence détectable sur la probabilité de manifester ces deux biais. Cette absence de lien peut s'expliquer par la nature de ces biais. Ils sont souvent davantage liés à des facteurs émotionnels ou situationnels (Shiller, 2005 ; Bikchandani et al., 1992) peu sensibles à la seule éducation financière.

Une variable quantitative sur les biais cumulés a été construite pour synthétiser l'exposition comportementale globale. Ce score, compris entre 0 et 6, représente le nombre total de biais

manifestés par chaque individu. Une régression linéaire par les moindres carrés (OLS) a été réalisée avec le biais cumulé comme variable dépendante et le niveau de connaissance comme prédicteur. (Annexe n°9)

Le coefficient estimé est de -0.501 avec une p-value extrêmement faible (7.27e-10). Cela signifie que chaque niveau supplémentaire de connaissance financière est associé à une réduction moyenne de 0,5 biais comportementaux cumulés. En d'autres termes, un individu disposant du niveau de connaissance maximum est susceptible d'avoir trois biais de moins en moyenne que celui ayant le niveau minimal. La statistique de Student associée ($t = -6.276$) permet de rejeter l'hypothèse nulle d'absence d'effet.

Le coefficient de détermination R^2 , qui vaut 0.0698, indique que près de 7 % de la variance du score cumulé est expliquée par le niveau de connaissance (Lejeune, 2022). Si ce chiffre peut sembler modeste en économie appliquée, il est parfaitement acceptable dans le domaine de la psychologie comportementale où les effets sont généralement multiples et diffus (Furnham, 2009). Enfin, la valeur du test F global ($F = 39.39$, $p < 0.00001$) confirme que le modèle est globalement significatif.

Les résultats obtenus permettent de confirmer partiellement l'hypothèse H_1 formulée dans ce travail. Un niveau de connaissance financière plus élevé réduit significativement la probabilité de manifester certains biais comportementaux et plus particulièrement les heuristiques de jugement (i.e. ancrage, disponibilité, représentativité) car ces biais sont liés à des processus cognitifs de traitement de l'information. Ceci les rend sensibles à l'éducation et à l'expérience (Kahneman, 2011 ; Fernandes et al., 2014).

En revanche, aucun effet significatif n'a été observé sur les biais de disposition et du troupeau. La connaissance théorique ne suffit donc pas à corriger les mécanismes émotionnels ou sociaux de la décision. Ces résultats sont cohérents avec la distinction opérée par Kahneman (2011) entre le "système 1" qui est rapide et émotionnel d'une part et le "système 2" plus lent et analytique d'autre part. Il est probable que l'éducation financière agisse sur le second.

Vérification à l'aide d'une nouvelle variable

Pour obtenir une mesure plus objective du niveau de connaissance financière des répondants, une nouvelle variable a été construite à partir du nombre de types de formations suivies. Cette variable regroupe les individus en quatre niveaux distincts : "débutant" pour ceux ayant suivi aucune ou un seul type de formation, "intermédiaire" pour ceux ayant suivi deux à trois types de formations, "avancé" pour quatre types de formations et "expert" pour cinq types de formations. Ce nouveau codage crée une échelle ordinaire cohérente avec le niveau théorique d'exposition aux concepts financiers.

Cette nouvelle variable de niveau de connaissance a été utilisée comme régresseur dans l'analyse statistique. La variable initiale fondée sur l'auto-évaluation personnelle des répondants a été remplacée. L'objectif était de vérifier si la source de l'estimation du niveau de connaissance pouvait influencer les résultats. L'analyse a révélé que les résultats obtenus (Annexe n°8) avec cette nouvelle variable sont similaires à ceux issus de l'analyse initiale (mêmes directions d'effets, amplitudes comparables des coefficients estimés et niveaux de significativité statistique proches). Cela confirme que l'impact observé du niveau de connaissance reflète de manière stable la relation générale entre éducation financière et réduction des biais. Les analyses montrent que les coefficients conservent la même direction d'effet dans les deux cas. Les pseudo- R^2 restent du même ordre de grandeur et les tests globaux des modèles (χ^2) indiquent des niveaux de significativité équivalents. Ces constats renforcent la validité des conclusions et suggèrent que quelle que soit la manière dont la connaissance financière est mesurée, ses effets protecteurs sur les biais décisionnels demeurent constants et robustes.

2. Hypothèse n°2 : Résultats

Analyse bivariée

- Corrélation de Spearman

Avant d'engager la phase de modélisation multivariée, une exploration bivariée a été réalisée afin d'identifier les premiers liens statistiques entre les variables sociodémographiques (genre et âge) et différents indicateurs comportementaux du rapport au risque et à la perte. Des corrélations de Spearman ont été déployées en raison de la nature ordinaire ou binaire des variables étudiées. Le but est de mesurer la force et la direction des relations monotones. Le tableau suivant présente les coefficients obtenus :

Variable	Risque accepté	Aversion Perte	Perte > Gain	Risque de Perte	Invest. sur ou risqué
Genre	0.3827	0.1620	0.2165	0.4560	-0.1338
Âge	0.0315	0.1371	-0.0837	0.0779	-0.0609

Annexe n°10

L'examen de ces coefficients révèle une dynamique nette du côté du genre. La variable « homme » (codée 1) présente des corrélations significatives et cohérentes avec la plupart des variables comportementales. La relation la plus forte concerne la perception subjective de la tolérance au risque de perte ($\rho = 0.4560, p < 0.001$). Il y a également l'acceptation déclarée d'un niveau élevé de risque ($\rho = 0.3827, p < 0.001$). Ces résultats traduisent une auto-perception masculine plus affirmée en matière de capacité à tolérer l'incertitude. Cette tendance rejoue les constats classiques de la littérature comportementale selon lesquels les hommes, dans des contextes d'investissement, manifestent une confiance en soi plus élevée. C'est souvent associé à une prise de risque accrue (Barber & Odean, 2001 ; Croson & Gneezy, 2009).

À l'inverse, ces corrélations positives impliquent que les femmes (codées 0) se décrivent moins fréquemment comme tolérantes au risque. Elles acceptent moins souvent un niveau élevé de risque. Ceci confirme les résultats montrant une prudence plus marquée chez les femmes en matière financière (Byrnes, Miller & Schafer, 1999). Ce positionnement conservateur peut être interprété comme une attitude de protection vis-à-vis de l'incertitude.

Une autre corrélation significative relie le genre à la variable émotionnelle « perte ou gain » ($\rho = 0.2165, p < 0.001$). Les hommes sont davantage enclins à déclarer être plus affectés par un gain que par une perte. Ceci va à l'encontre de la théorie de l'aversion à la perte (Kahneman & Tversky, 1979), selon laquelle les pertes ont un impact psychologique supérieur à celui des gains équivalents. Cette inversion du schéma émotionnel classique peut s'interpréter comme une surestimation de la valeur du gain. Elle est liée à des mécanismes de recherche de performance ou de reconnaissance sociale, éléments typiques d'une socialisation financière genrée masculine (Nelson, 2015 ; Croson & Gneezy, 2009). À l'inverse, les femmes semblent davantage en phase avec le principe théorique d'asymétrie émotionnelle négative. Ceci confirme une sensibilité accrue à l'échec ou à la perte potentielle.

La corrélation entre le genre et la présence d'un biais d'aversion à la perte ($\rho = 0.1620, p < 0.001$) complète cette observation. Là encore, les hommes y apparaissent plus souvent sujets. Ce qui peut paraître contre-intuitif. Ce résultat pourrait signaler une vulnérabilité émotionnelle sous-jacente à l'exposition au risque chez les hommes. Du côté des femmes, cette corrélation plus faible suggère une posture plus stable. La prudence initiale des femmes pourrait les prémunir contre une exposition émotionnelle forte en cas de perte. Ça reflète un contrôle comportemental plus cohérent entre choix et conséquences.

Enfin, la corrélation négative entre le genre et la préférence pour des investissements sûrs ($p = -0.1338$, $p = 0.001$) vient confirmer que les femmes sont plus nombreuses à privilégier la sécurité financière. Cela reflète une approche du risque fondée davantage sur le fait d'éviter que sur l'optimisation. C'est en cohérence avec leur positionnement plus prudent dans le questionnaire.

Du côté de l'âge, les corrélations sont nettement plus discrètes. Une relation modérée, mais significative, relie l'âge à l'aversion à la perte ($p = 0.1371$, $p = 0.0024$). Ce résultat suggère que, même dans une tranche d'âge homogène, les individus plus âgés manifestent une sensibilité accrue à la perte. C'est possiblement en raison d'une exposition à des expériences financières réelles. Cette évolution comportementale dans le début de la vie adulte est documentée dans plusieurs études (Beshears et al., 2011).

Une corrélation inverse apparaît également entre l'âge et la variable émotionnelle gain/perte ($p = -0.0837$, $p = 0.048$) même si elle est plus faible que les autres. Cela pourrait indiquer que les plus jeunes sont plus sensibles à l'attrait du gain. Cet attrait vers la récompense pourrait refléter une sorte de « faiblesse » émotionnelle ou une représentation idéalisée du succès financier. Les autres corrélations qui impliquent l'âge ne sont pas significatives. Ça confirme bien que l'effet de cette variable reste limité dans cette classe d'âge restreinte.

Tableau de contingence

Il est intéressant d'observer la répartition des biais comportementaux selon les caractéristiques sociodémographiques des répondants avant d'engager l'analyse par régression. Une série de tableaux de contingence a été construite. Elle croise la variable du genre avec les principales variables liées au risque et à la perte. L'objectif est de repérer les tendances statistiques qui pourraient justifier l'inclusion de certaines variables explicatives dans les modèles logistiques.

Les données suivantes se trouvent à l'*annexe n°11*

Les premiers résultats révèlent une influence du genre sur de nombreux biais comportementaux. Par exemple, 57,2% des personnes qui présentent une aversion à la perte sont des hommes contre 42,8% de femmes. Le test du χ^2 de Pearson est significatif ($\chi^2(\text{homme}) = 13,84$ et $p < 0,001$). Ceci suggère une statistique non aléatoire entre le genre et la probabilité de manifester une aversion à la perte. Ce constat vient nuancer les postulats théoriques classiques selon lesquels ce biais serait plus remarquable chez les femmes (Croson & Gneezy, 2009).

L'analyse se poursuit avec la variable d'acceptation du risque. Elle mesure l'acceptation déclarée d'un niveau de risque élevé. Les hommes se montrent ici plus enclins à accepter un risque. 75,3 % des personnes qui répondent favorablement à l'acceptation d'un risque élevé sont des hommes. En revanche, dans la population qui n'accepte pas un niveau de risque élevé, 62,7% sont des femmes. Cette dissymétrie confirme une tolérance au risque plus élevée chez les hommes. Ce point est en cohérence avec la littérature comportementale sur la propension genrée à la prise de risque (Barber & Odean, 2001 ; Byrnes et al., 1999).

Un résultat ressort du tableau relatif à la question : « Seriez-vous plus affecté(e) par une perte de 500€ que par un gain équivalent ? ». Parmi les individus exprimant le gain comme important, une majorité d'hommes (77 %) déclarent être plus touchés par celui-ci. A l'inverse des femmes qui se disent généralement plus sensibles à une perte. Le test de χ^2 ($\chi^2(\text{homme}) = 28,36$ et $p < 0,0001$) confirme la significativité au seuil de 5% de cette différence. Cette inversion suggère une lecture genrée liée à la performance financière. Les hommes peuvent survaloriser le gain tandis que les femmes anticipent la perte. (Nelson, 2015).

La variable qui mesure la tolérance liée au risque de perte sur une échelle ordinaire confirme la profondeur de cette distinction. 96,4 % des très tolérants sont des hommes contre seulement 3,6 % des femmes. À l'inverse, 97,8 % des pas du tout tolérants sont des femmes. Cette asymétrie illustre une différence de posture vis-à-vis du risque et une divergence fondamentale dans la perception subjective de la perte. Elle est déjà observée dans les travaux de Croson & Gneezy (2009).

Enfin, la variable qui concerne la préférence pour un placement sûr ou risqué renforce ces constats. 67,5 % d'hommes préfèrent des investissements risqués, contre 32,5 % de femmes. Cette dernière table vient boucler la séquence exploratoire en confirmant que les femmes adoptent globalement une posture plus conservatrice, tandis que les hommes se tournent plus fréquemment vers des choix risqués, affirmant ainsi leur appétence au risque.

Contrairement au genre, la variable « âge » n'a pas été intégrée dans cette analyse bivariée sous forme de tableau croisé. La raison en est avant tout statistique et méthodologique. Dans ce mémoire, l'âge est une variable continue couvrant une plage étroite divisée en huit de 18 à 25 ans modalités distinctes. Un tableau de contingence aurait donc généré des cellules aux effectifs très faibles, compromettant la validité des tests de χ^2 (conditions d'application non respectées) et rendant les résultats difficilement lisibles.

Analyse multivariée

L'objectif de cette section est d'évaluer dans quelle mesure des caractéristiques sociodémographiques telles que l'âge et le genre influencent la probabilité de manifester un biais lié au risque ou à la perte chez les jeunes investisseurs.

Les tableaux suivants sont tous deux une synthèse des calculs issus de GRETL relatifs aux régressions logistiques faites pour l'âge et le genre. Toutes les données détaillées se trouvent aux annexes n°12.

Tableau relatif au genre :

Variables analysées	β (coefficient)	Écart-type	z (ou t)	p-value	Pseudo-R ² de McFadden	Test du modèle (χ^2)	Significatif au seuil 5%
Aversion à la perte	1.28748	0.339665	3.790	0.0002	0.079081	24.8118	Oui
Perte ou gain	1.09353	0.235014	4.653	3.27e-06	0.047277	26.9681	Oui
Risque de perte (logit ordonné)	1.8633	0.181808	10.25	1.20e-24	0.192555	267.906	Oui
Sur ou risqué	-0.533512	0.203245	-2.625	0.0087	0.016155	10.1265	Oui
Acceptation du risque	1.50516	0.183587	8.199	2.43e-16	0.094833	73.3475	Oui

Données issues de GRETL (Annexe n°12)

Tableau relatif à l'âge :

Biais analysé	β (coefficients)	Écart-type	z (ou <i>t</i>)	p- value	Pseudo-R ² de McFadden	Test du modèle (χ^2)	Significatif au seuil 5%
Aversion à la perte	0.299339	0.0944109	3.171	0.0015	0.079081	24.8118	Oui
Perte ou gain	-0.0867855	0.0535440	- 1.621	0.1051	0.047277	26.9681	Non
Risque de perte (logit ordonné)	0.114277	0.0430502	2.655	0.0079	0.192555	267.906	Oui
Sur ou risqué	-0.0886414	0.0496285	- 1.786	0.0741	0.016155	10.1265	Non
Acceptation du risque	0.0556312	0.0462143	1.204	0.2287	0.094833	73.3475	Non

Données issues de GRETL (Annexe n°12)

- **Aversion à la perte**

L'analyse a débuté par une régression logistique visant à mesurer l'influence du genre et de l'âge sur la présence d'un biais d'aversion à la perte. La variable dépendante binaire a été modélisée en fonction de deux variables explicatives. L'âge est pris en tant que variable continue et le genre est codé 1 pour les hommes et 0 pour les femmes.

Le coefficient estimé pour le genre est positif et très significatif ($\beta = 1.287$, $p < 0.001$). Ceci implique que les hommes ont une probabilité supérieure à celle des femmes de manifester une aversion à la perte. L'odds ratio associé ($e^\beta \approx 3,62$) suggère que, toutes choses étant égales par ailleurs, les hommes sont environ 3,62 fois plus susceptibles que les femmes d'exprimer ce biais comportemental.

À première vue, ce constat semble contredire les résultats bien établis dans la littérature académique, qui associent traditionnellement l'aversion au risque à une tendance plus marquée chez les femmes (Barber & Odean, 2001 ; Croson & Gneezy, 2009). Plusieurs interprétations alternatives peuvent néanmoins être envisagées. Il est possible que, dans une population jeune comme celle étudiée ici, les hommes développent une forme plus émotionnelle d'aversion à la perte. Elle est possiblement en lien avec une implication plus intense dans les décisions d'investissement ou une réactivité plus aiguë après des expériences négatives. À l'opposé, les femmes pourraient adopter une attitude plus maîtrisée et rationnelle. Cela atténue donc la manifestation observable de ce biais.

Concernant l'âge, l'analyse révèle un effet significatif et positif ($\beta = 0.299$ et $p = 0.0015$). Autrement dit, même parmi une population relativement homogène sur le plan de l'âge, les individus plus âgés expriment une plus forte aversion à la perte que les plus jeunes. Chaque année supplémentaire est associée à une augmentation d'environ 30 % du log-odds d'être concerné par ce biais. Ce résultat est très représentatif. Il suggère que des divergences comportementales peuvent émerger dans un groupe apparemment uniforme. Cette tendance pourrait représenter une montée des risques ou d'un effet cumulé de premières expériences financières. Elle s'inscrit dans la lignée des travaux de Beshears et al. (2011) qui documentent une évolution rapide des préférences comportementales au début de la vie adulte.

Cette première analyse est enrichie par un second modèle logistique. Il est cette fois-ci centré sur une dimension émotionnelle spécifique. Les participants devaient répondre à la question : "Émotionnellement, seriez-vous plus affecté(e) par une perte de 500€ que par un gain de 500€ ?", permettant ainsi d'évaluer directement l'asymétrie émotionnelle face aux résultats financiers.

De manière inattendue, les résultats révèlent que les hommes sont environ trois fois plus susceptibles que les femmes de déclarer être plus affectés par un gain que par une perte ($\beta = 1.0935$, $p < 0.0001$). Cette configuration s'écarte des prédictions de la « Prospect Theory » (Kahneman & Tversky, 1979) qui postule que les pertes ont un impact psychologique plus fort que les gains équivalents. Le fait qu'un sous-groupe significatif d'hommes exprime une intensité émotionnelle accrue face au gain nous permet de reconsidérer certains schémas standards de lecture des comportements financiers masculins.

Cette réponse peut traduire une relation émotionnelle inversée au succès financier. Il est probable que, pour certains hommes, le gain financier soit chargé d'une valeur symbolique plus forte. Ce qui réduit des attentes en matière de performance. À cela s'ajoute la possibilité que l'expression de la « douleur » liée à la perte soit minimisée par la volonté de préserver une image de maîtrise.

Cette inversion du schéma émotionnel classique s'interprète comme une surestimation de la valeur du gain. Elle est souvent liée à des mécanismes de recherche de performance ou de reconnaissance sociale. Ce sont des éléments typiques d'une socialisation financière genrée masculine (Nelson, 2015 ; Croson & Gneezy, 2009). À l'inverse, certains hommes peuvent également minimiser la portée émotionnelle d'une perte par optimisme ou par désir de renvoyer une image de contrôle (Barber & Odean, 2001).

Quant à l'effet de l'âge, il apparaît dans les analyses de manière moins systématique. Dans certains modèles (préférences d'investissement), les individus plus âgés de la tranche d'étude se montrent plus tolérants au risque. Toutefois, dans le cas de la perception émotionnelle (500€ de perte ou de gain), l'âge n'a pas d'effet significatif. Cela signifie que dans cette tranche d'âge, l'évolution des attitudes face au risque est plus repérable dans les dimensions comportementales que dans les réactions émotionnelles.

Dans le but d'encore plus approfondir l'analyse des biais comportementaux liés à la perte, une régression logistique ordinaire a été estimée à partir de la question :

“Comment percevez-vous le risque de perte financière (perte d'argent) dans vos investissements ?”. Les réponses à cette question, codées de 1 à 4 (1 = pas du tout tolérant ; 4 = très tolérant) permettent d'évaluer le niveau subjectif de tolérance au risque de perte sur une échelle ordonnée.

La nature de cette variable dépendante ordinaire justifie l'usage d'un modèle logit ordinal. Contrairement à une régression logistique binaire, qui nécessiterait de réduire l'échelle à deux modalités en perdant l'information intermédiaire ou à une régression linéaire qui supposerait à tort des écarts constants entre les niveaux de tolérance, le modèle logit ordinal respecte l'ordre naturel des catégories sans imposer de structure quantitative arbitraire.

Ce type de modèle est pertinent pour analyser des données subjectives issues de questionnaires. C'est le cas ici comme les modalités reflètent une progression dans la perception du risque de perte. Agresti (2010) souligne que les modèles logistiques ordonnés sont conçus pour traiter ce type de variable. Ils modélisent la probabilité qu'un individu appartienne à une catégorie selon une échelle ordinaire. Sur le plan théorique, ce choix repose sur le modèle des cotes proportionnelles introduit par McCullagh (1980). Elle constitue une extension naturelle de la régression logistique à des variables dépendantes ordonnées. Ce cadre permet d'estimer une statistique fiable et interprétable des effets des variables explicatives (l'âge et le genre) sur la disposition à se situer dans une position plus tolérante face au risque perçu.

Les résultats montrent tout d'abord que le genre exerce un effet marqué. Le coefficient estimé pour la variable homme est positif et hautement significatif ($\beta = 1.8633$; $p < 0.00001$). Ça signifie que les hommes ont une probabilité nettement plus élevée de se positionner dans une catégorie supérieure

de tolérance perçue au risque de perte. Ce constat s'inscrit dans la continuité des résultats précédents obtenus avec les modèles logistiques binaires.

Le second résultat concerne l'âge avec un effet significatif ($\beta = 0.1143$; $p = 0.0079$). Ce coefficient indique qu'à chaque année supplémentaire, la probabilité d'appartenir à une catégorie plus tolérante augmente. Ce phénomène est intéressant dans la mesure où la population enquêtée se situe dans une tranche d'âge restreinte. Cela montre que la perception de la tolérance au risque évolue déjà au sein même de cette phase précoce de la vie adulte. C'est possiblement lié à l'effet d'une socialisation financière.

Ces résultats confirment une nouvelle fois le rôle du genre dans la relation au risque chez les jeunes investisseurs. Non seulement les hommes adoptent des comportements plus risqués, mais ils se perçoivent aussi comme plus tolérants face à la perte. Cette attitude peut être perçue comme une construction comportementale cohérente. Elle est ancrée dans des normes sociales. L'effet significatif de l'âge vient quant à lui nuancer l'idée d'une stabilité totale dans les préférences au sein de la jeunesse. Il souligne une tendance d'évolution des attitudes face à la perte.

- **Appétance pour le risque**

Dans la continuité de l'analyse de l'aversion à la perte, un second modèle logistique a été estimé afin de vérifier si les caractéristiques sociodémographiques influencent les préférences déclarées en matière de profil de risque. La variable dépendante binaire correspond à une question directe posée aux répondants : *"Préférez-vous des investissements sûrs avec un faible rendement ou risqués avec un rendement potentiel élevé ?"* La modalité "sûr avec faible rendement" interprétée comme un signe d'aversion au risque a été codée 1. La modalité "risqué avec rendement élevé", elle, a été codée 0.

Les résultats révèlent que le genre a un effet significatif et négatif sur la probabilité de préférer les placements sûrs ($\beta = -0.533$, $p = 0.0087$). Cela signifie que les hommes sont moins enclins que les femmes à opter pour des investissements prudents. Ceci exprime une tolérance au risque plus marquée. Ce constat vient donc compléter les observations précédentes relatives à l'aversion à la perte dans lesquelles les hommes se révélaient paradoxalement plus sensibles émotionnellement à la perspective de perdre de l'argent.

Ces deux résultats sont interprétés comme la manifestation de deux dimensions distinctes mais complémentaires du rapport au risque. L'aversion à la perte reflète une réaction émotionnelle postérieure à une situation négative concrète. La préférence pour la sécurité, quant à elle, mesure une intention anticipée. Les hommes de l'échantillon peuvent se montrer plus tolérants au risque sur le plan déclaratif en sachant qu'ils sont plus vulnérables aux effets psychologiques liés à la perte. À l'inverse, les femmes adoptent une posture plus prudente dans leurs choix initiaux. Ce comportement traduit une préférence pour la stabilité financière ou une évaluation plus rigoureuse des scénarios défavorables. Elles sont donc moins affectées par les pertes elles-mêmes.

Concernant l'âge, le coefficient estimé est également négatif, mais faiblement significatif ($\beta = -0.0886$, $p = 0.0741$). Cela suggère que les individus plus âgés se montrent plus portés à prendre des risques. Chaque année supplémentaire diminue légèrement la probabilité de préférer l'investissement sûr. Ceci peut être interprété comme une évolution rapide de la tolérance au risque dans cette phase transitoire de la vie où les jeunes adultes gagnent en autonomie et en confiance. Ce constat vient compléter l'analyse précédente où l'on avait observé qu'avec l'âge, les jeunes investisseurs étaient plus sensibles à l'aversion à la perte. Pris ensemble, ces éléments nous font dire que le positionnement face au risque évolue rapidement dans cette tranche d'âge et que les jeunes investisseurs peuvent à la fois déclarer une plus grande attirance pour le risque.

Dans une logique de complémentarité avec les analyses précédentes, un troisième modèle logistique a été estimé à partir d'une question directe posée aux répondants : *"Êtes-vous prêt à accepter un*

niveau de risque élevé ?”. C'est une question à laquelle les réponses ont été codées de manière binaire (1 = oui, 0 = non). Cette formulation vise à évaluer une dimension déclarative explicite de la tolérance au risque axée sur l'acceptation consciente d'un risque financier important.

Les résultats montrent que le genre a une influence significative sur la probabilité d'accepter un risque élevé. Le coefficient estimé est positif et hautement significatif ($\beta = 1.505$, $p < 0.0001$), ce qui indique que les hommes sont beaucoup plus disposés que les femmes à accepter un niveau de risque élevé. L'odds ratio (e^β) s'élève à environ 4,5. Ça suggère que les hommes ont plus de quatre fois plus de chances que les femmes de répondre favorablement à cette question. Ce résultat est cohérent avec les modèles précédents. Il vient confirmer l'attrait le plus fort au risque déclaré chez les hommes.

En revanche, la variable âge n'apparaît pas significative ($\beta = 0.0556$, $p = 0.2287$), ce qui implique que dans la tranche d'âge étudiée, l'acceptation d'un risque élevé ne varie pas significativement avec l'âge. Il semblerait que le fait d'accepter consciemment un haut niveau de risque soit plus influencé par des facteurs intrinsèques ou culturels que par la progression en âge sur cette courte période.

Ce modèle complète les deux précédents. Il valide la cohérence interne des préférences déclarées. Les répondants qui se disent prêts à accepter un risque élevé sont aussi ceux qui, dans les modèles précédents, préféraient les investissements risqués. Dans les deux cas, ce sont majoritairement les hommes qui adoptent ce type de profil.

En somme, cette deuxième hypothèse renforce l'idée d'une dualité entre perception comportementale et réaction émotionnelle au risque selon le genre.

3. Hypothèse n°3 : Résultats

Analyse bivariée

Comprendre les mécanismes qui sous-tendent les biais comportementaux chez les jeunes investisseurs nécessite d'explorer la manière dont leur environnement informationnel influence leurs décisions. Dans cette optique, l'hypothèse n°3 s'intéresse à l'exposition aux médias et à l'univers des cryptomonnaies comme déclencheurs du biais du troupeau et de l'heuristique de disponibilité.

Une nouvelle fois les deux mêmes approches statistiques ont été retenues.

Corrélations de Spearman

Avant de procéder à des tests d'association plus précis, il est essentiel d'appréhender globalement les tendances qui relient les biais comportementaux aux facteurs d'exposition. Les coefficients de Spearman remplissent cette analyse exploratoire. Ils révèlent des liens intéressants entre les comportements mimétiques ou heuristiques et les repères numériques contemporains.

Les tableaux suivants synthétisent les corrélations de Spearman (ρ) entre les biais comportementaux étudiés et diverses formes d'exposition numérique. Pour rappel, la méthode de Spearman ne suppose pas de linéarité entre les variables. C'est ce qui la rend appropriée pour des données ordinaires ou asymétriques (Hauke & Kossowski, 2011).

Tableau récapitulatif des données pour le biais du troupeau :

Variable corrélée	Coefficient ρ (Spearman)	p-value
Suivi d'un influenceur	0.1244	0.0022
Investissement après conseils d'influenceur	0.1019	0.0122
Intérêt pour les cryptomonnaies	0.0811	0.0462
Investissement en crypto	0.0442	0.2773

Données issues de GRETL (Annexe n°13)

Tableau récapitulatif des données pour l'heuristique de disponibilité :

Variable corrélée	Coefficient ρ (Spearman)	p-value
Suivi influenceur	0.1230	0.0024
Investissement après conseils d'influenceur	0.0192	0.6379
Intérêt pour les cryptomonnaies	0.0558	0.1707
Investissement en crypto	0.0347	0.3939

Données issues de GRETL (Annexe n°13)

Les données révèlent une corrélation légèrement (entre 0,1 et 0,3) positive significative entre le biais du troupeau et le fait de suivre un influenceur sur les réseaux sociaux ($\rho = 0.1244$; $p = 0.0022$). Ce résultat détermine que les jeunes investisseurs qui suivent des figures publiques sur les réseaux sociaux seraient davantage disposer à adopter des comportements de mimétismes. Il s'agit ici d'un effet de signal social amplifié par l'exposition médiatique, tel que théorisé par Bikhchandani, Hirshleifer et Welch (1992). C'est dans cet effet que l'imitation remplace le raisonnement individuel dans des environnements d'incertitude.

On observe également une légère corrélation mais peu significative entre le biais du troupeau ($\rho = 0.1019$; $p = 0.0122$) et le fait d'investir après un conseil d'un influenceur. Le manque de significativité nous laisse croire qu'il n'existe pas vraiment de lien établi entre ces deux variables.

Concernant les cryptomonnaies, on remarque une légère corrélation significative entre le biais du troupeau et l'intérêt pour ces monnaies ($\rho = 0.0811$; $p = 0.0462$). Ce lien indique la présence de comportements collectifs quand il est sujet d'être intéressé par les cryptomonnaies. En revanche, on

ne retrouve pas cette corrélation l'acte d'investir réellement en cryptomonnaies ($p = 0.0442$; $p = 0.2773$). Cette différence suggère un écart entre le suivi d'une tendance et le passage réel à l'acte économique (Kumar & Goyal, 2016).

Pour l'heuristique de disponibilité, les résultats mettent en lumière une corrélation significative avec le suivi d'un influenceur ($p = 0.1230$; $p = 0.0024$). Ce lien relate le rôle des contenus répétés et populaires dans l'environnement digital. En revanche, on remarque une très corrélation non-significative entre l'heuristique de disponibilité et les autres variables. Ni l'intérêt pour les cryptomonnaies ($p = 0.0558$; $p = 0.1707$), ni l'acte d'investir dans celles-ci ($p = 0.0347$; $p = 0.3939$), ni même la décision d'agir sur base d'un conseil d'influenceur ($p = 0.0192$; $p = 0.6379$). Ces résultats confortent l'idée que ce biais repose davantage sur des mécanismes cognitifs liés à la mémorisation et que sur des comportements tangibles. Le biais de disponibilité semble donc se manifester en amont des décisions, influençant la perception, mais pas nécessairement les actes. C'est pourquoi dans l'analyse multivariée un changement et l'intégration d'une nouvelle variable sera opéré.

Tableaux de contingence

Toutes les données relatives de l'analyse suivante se trouve à l'*annexe n°14*

- **Le biais du troupeau**

Les résultats issus des tableaux de contingence offrent une continuité concrète aux tendances explorées par les corrélations. Le lien entre le biais du troupeau et l'exposition aux influenceurs se confirme statistiquement. En effet, 78,6 % des individus suivant des influenceurs manifestent ce biais, contre 67,5 % chez ceux qui ne les suivent pas. Ce différentiel suggère un effet d'alignement social activé par la visibilité numérique.

Ce schéma se répète dans les cas d'investissement après conseils d'influenceurs, avec 81,9 % des répondants concernés présentant le biais du troupeau, contre 70,3 % pour ceux ne suivant pas ces conseils ($\chi^2 = 6,28$; $p = 0,012$). Ces résultats illustrent l'idée selon laquelle les normes perçues et les figures d'autorité en ligne construisent l'orientation des choix financiers dans les phases de recherche d'information.

Quant aux variables liées à l'univers des cryptos, les effets sont plus nuancés. Si l'intérêt pour les cryptomonnaies montre une association faible mais significative ($\chi^2 = 3,97$; $p = 0,046$), l'investissement effectif ne l'est pas ($p > 0,25$). Cette distinction entre l'intention et l'action démontre que le biais du troupeau pourrait plus se manifester dans l'imaginaire collectif que dans les comportements réellement adoptés.

- **L'heuristique de disponibilité**

L'heuristique de disponibilité révèle une forte sensibilité aux signaux médiatiques. L'analyse bivariée montre que 97,1 % des personnes exposées aux influenceurs affichent ce biais, contre 91,2 % de celles qui ne le sont pas ($\chi^2 = 9,15$; $p = 0,002$). Le rôle de la répétition de l'information dans les environnements numériques semble ici influencer à la hausse la présence du biais bien que déjà fort présent chez les jeunes ne suivant pas d'influenceur économique. Ces influenceurs renforcent donc la disponibilité mentale de certains thèmes ou investissements (Tversky & Kahneman, 1973 ; Kahneman, 2011).

En revanche et comme pour les corrélations, les autres indicateurs ne montrent aucune association significative avec cette heuristique. Cela tend à confirmer que le biais n'est pas déclenché par une action mais par la manière dont l'information est encodée. La disponibilité résulte ainsi plus d'un effet d'exposition que d'une dynamique d'engagement (Chen et al., 2019). Cela confirme donc une nouvelle fois un changement méthodologique avec l'addition d'une nouvelle variable dans les régressions logistiques.

Cette dissociation avec les comportements concrets offre un contraste avec le biais du troupeau. Alors que cette dernière repose sur l'adhésion à une norme visible, l'heuristique de disponibilité découle d'une surcharge informationnelle mal filtrée. De plus, elle est amplifiée par le caractère immédiat des médias.

Analyse multivariée

- **Biais du troupeau**

Afin de mieux comprendre les mécanismes par lesquels l'environnement numérique et l'univers des cryptomonnaies influencent le biais du troupeau, une régression logistique binaire a été estimée. Cette approche permet de modéliser la probabilité que les répondants manifestent ce biais comportemental, en fonction de plusieurs facteurs liés à leur exposition aux médias et à l'investissement digital.

Le modèle inclut les quatre mêmes variables explicatives : le fait de suivre des influenceurs sur les réseaux sociaux, le fait d'avoir investi sur base de conseils d'influenceurs, l'intérêt déclaré pour les cryptomonnaies et l'investissement effectif dans ces actifs. Chacune de ces variables est codée de manière dichotomique (0/1) conformément à la structure du questionnaire.

Le tableau suivant synthétise les données statistiques issues de GRETL. Le détail de ces données se trouve à l'*annexe n°15*

Variable indépendante	β (coefficient)	Écart-type	z	p-value	Significatif au seuil 5%
Suivi d'un influenceur	0.498416	0.213086	2.339	0.0193	Oui
Invest. après conseil	0.619151	0.309461	2.001	0.0454	Oui
Intérêt pour crypto	-0.468190	0.308933	-1.520	0.1284	Non
Invest. crypto	0.258504	0.231426	1.117	0.2640	Non

Données issues de GRETL (Annexe n°15)

La significativité globale du modèle est confirmée par le test du ratio de vraisemblance dont la statistique du chi² ($\chi^2 = 15.02$, ddl = 4, p = 0.0047) indique que le modèle qui inclut les variables explicatives offre un ajustement plus précis que le modèle nul (constante seule). Ce test est recommandé dans l'évaluation des modèles logistiques (Hosmer, Lemeshow & Sturdivant, 2013). Il permet de conclure que l'ajout des variables explicatives améliore la vraisemblance du modèle de manière significative. Autrement dit, il y a suffisamment de preuves pour affirmer que l'environnement numérique contribue à expliquer la survenue du biais du troupeau.

Parmi les variables introduites, deux se distinguent par leur contribution significative. En premier lieu, le fait de suivre des influenceurs présente un coefficient positif ($\beta = 0.498$, p = 0.019). Ça signifie que les répondants exposés à ces « figures numériques » ont une probabilité significativement plus élevée de manifester un comportement de « suiveur ». Cette observation est cohérente avec la théorie des cascades informationnelles développées par Bikhchandani, Hirshleifer et Welch (1992). Elle décrit que les individus ont tendance à imiter les décisions observées chez autrui.

De manière complémentaire, le fait d'avoir investi sur conseil d'un influenceur constitue également un facteur explicatif significatif ($\beta = 0.619$, p = 0.045). Ce résultat explique que l'influenceur ne se limite pas à un rôle d'information passive. Il devient un déclencheur décisionnel. La conclusion rejoint les travaux de Shiller (2000) qui met en évidence la capacité des récits médiatisés à déterminer des comportements collectifs et émotionnels dans les marchés.

À l'inverse, les deux autres variables du modèle (intérêt pour les cryptomonnaies ($\beta = 0.258$, p = 0.264) et investissement effectif dans ces actifs ($\beta = -0.468$, p = 0.128)) n'affichent pas de significativité statistique. Ces résultats peuvent paraître contre-intuitifs étant donné la médiatisation du phénomène crypto. Toutefois, ils suggèrent que l'objet d'investissement en soi n'est pas directement lié à l'adoption d'un comportement « suiveur ».

Cette distinction confirme l'importance de l'interface sociale dans l'activation des biais cognitifs. Comme l'ont montré Devenow et Welch (1996), ce ne sont pas uniquement les préférences individuelles qui dictent les comportements d'investissement mais aussi la perception des normes collectives et l'existence de "signaux sociaux" répétés. Le rôle des canaux d'amplification (réseaux sociaux, influenceurs, plateformes de contenu) prend ainsi une dimension décisive.

Avec un pseudo-R² de McFadden global du modèle estimée à 0.021, le modèle présente une capacité explicative limitée mais conforme aux standards attendus pour ce type d'analyse dans le champ des biais comportementaux (Menard, 2002). Il est nécessaire de rappeler que les biais comportementaux sont des phénomènes complexes et multifactoriels. Par conséquent, l'intégration d'autres variables explicatives telles que la tolérance au risque, la connaissance financière ou encore la fréquence d'exposition aux plateformes numériques pourrait permettre d'améliorer la portée explicative du modèle dans des études ultérieures.

- **L'heuristique de disponibilité**

Dans la continuité de l'analyse bivariée, une modélisation multivariée a été mise en place afin d'examiner plus finement les déterminants de l'heuristique de disponibilité (Tversky & Kahneman, 1973). Le passage à une approche logistique permet d'intégrer plusieurs dimensions du comportement numérique et d'en isoler l'effet propre.

Un changement de perspective méthodologique s'est imposé à ce stade. Le modèle bivarié reste aveugle aux interrelations entre variables. Pour cette raison, de nouveaux prédicteurs ont été introduits dans la régression logistique (des indicateurs d'exposition comportementale et éducative aux cryptomonnaies tels que l'apprentissage via YouTube, l'intérêt pour les cryptos et l'exposition générale aux influenceurs). Ces choix répondent aux recommandations méthodologiques de Menard (2002) et Hair et al. (2010) qui insistent sur l'intérêt des modèles logistiques pour clarifier les influences conjointes et éviter les effets de colinéarité masqués.

Le tableau suivant synthétise les données statistiques issues de GRETL. Le détail de ces données se trouve à l'*annexe n°15*

Variable indépendante	β (coefficients)	Écart-type	z	p-value	Significatif au seuil 5%
Suivi d'un influenceur	0.409547	0.501395	0.816	0.4140	Non
Intérêt pour crypto	-0.639966	0.432891	-1.478	0.1393	Non
Apprentissage via Youtube / X / TikTok	1.81144	0.494207	3.665	0.0002	Oui

Données issues de GRETL (Annexe n°15)

L'élément le plus intéressant de cette régression réside dans le rôle du contenu pédagogique disponible sur les plateformes numériques. Le coefficient estimé ($\beta = 1.811$, $p < 0.001$) révèle un lien statistiquement significatif entre l'usage de ces vidéos et l'adoption de l'heuristique de disponibilité (Kahneman, 2011). Ceci favorise la formation de représentations biaisées.

Ce résultat vient corroborer les apports de Tversky & Kahneman (1974) selon lesquels les heuristiques ne sont pas uniquement des raccourcis cognitifs mais aussi des réponses à un environnement informationnel structuré de manière particulière. Dans un contexte de surcharge d'informations, les individus s'appuient sur les cas les plus accessibles cognitivement, souvent ceux vus récemment ou fréquemment (Gigerenzer & Gaißmaier, 2011).

Les deux autres régresseurs intégrés, à savoir l'exposition aux influenceurs ($\beta = 0.410$, $p = 0.414$) et l'intérêt pour les cryptomonnaies ($\beta = -0.640$, $p = 0.139$), ne se révèlent pas significatifs au seuil de 5 %. L'absence de lien avec l'intérêt pour les cryptomonnaies peut surprendre au vu de sa médiatisation. Cependant, cela renforce l'idée que l'heuristique de disponibilité est déclenchée par le canal de

diffusion de l'information, plus que par son contenu thématique. Comme le montrent Krämer (2013) et Cialdini (2007), ce n'est pas nécessairement l'information elle-même qui produit un effet comportemental mais sa présentation répétée.

Concernant l'exposition aux influenceurs, l'absence de significativité pourrait s'expliquer par une hétérogénéité des profils suivis. En effet, tous les influenceurs ne véhiculent pas le même type de message. Cette nuance peut diluer leur effet global dans le modèle multivarié.

Limitations

Comme tout travail de recherche empirique, cette étude présente des limites. Il convient donc de les reconnaître afin de replacer les résultats obtenus dans leur juste perspective. Ces limites ne remettent pas en question la validité des analyses mais elles en soulignent les retenues que l'on pourrait émettre.

1. Sous-représentativité

La représentativité de l'échantillon constitue une première limite. Le questionnaire a été majoritairement diffusé auprès d'étudiants issus de l'École de Gestion HEC Liège. Ceux-ci possèdent en théorie un niveau de formation en économie et en finance supérieur par rapport à une personne lambda. Ceci pourrait biaiser certains résultats. Cette homogénéité du profil réduit la capacité à généraliser les conclusions à d'autres segments de population moins familiers avec les enjeux financiers.

L'utilisation d'un échantillon non aléatoire « de convenance » nuit à la validité externe des résultats et peut générer des estimations biaisées (Bethlehem, 2010 ; Etikan, Musa & Alkassim, 2016). Dans le domaine de la finance comportementale, plusieurs travaux (en addition à nos analyses) ont montré que les décisions d'investissement et l'expression des biais comportementaux varient selon le niveau de formation et l'exposition aux connaissances économiques (van Rooij, Lusardi & Alessie, 2011 ; Korniotis & Kumar, 2011). Il est donc possible que les résultats de cette étude surestiment certaines décisions rationnelles ou attitudes d'investissement par rapport à un échantillon plus représentatif de la population générale.

2. Choix méthodologiques du questionnaire

La méthodologie de la construction du questionnaire a impacté l'exploitation des données. Certaines questions sont formulées pour être pertinentes sur le plan conceptuel. Cependant elles ne sont pas formulées de manière à générer des données facilement exploitables dans le logiciel d'analyse statistique en l'occurrence GRETL. Ce dernier impose un format de données structuré et numérique. Certaines réponses libres n'ont donc pas pu être intégrées à certains modèles. Cela entraîne une perte partielle d'informations exploitables. Cela renvoie à la littérature sur l'importance de l'alignement entre les instruments de collecte et les outils d'analyse. C'est une condition indispensable à la validité des inférences statistiques (Bryman, 2016).

Une autre limitation concerne la longueur du questionnaire. Le nombre de questions est élevé et peut être perçu comme excessif par les répondants. L'intention initiale de couvrir un large panel de dimensions comportementales est scientifiquement légitime pour l'étude. Cependant, elle a amené une enquête relativement dense. Ceci sollicite donc beaucoup les ressources cognitives des participants. La littérature méthodologique relate qu'un questionnaire trop long est susceptible de générer un phénomène de "respondent fatigue" où l'engagement diminue et le risque de réponses mécaniques ou inexactes augmente (Krosnick, 1991).

Cette fatigue se montre par un raccourcissement du temps de réponse ou par une tendance à sélectionner les premières options proposées. C'est ce qu'on appelle l'effet de primauté. Ceci nuit à la qualité et à la variabilité des données collectées. Dans le cadre spécifique de cette recherche une baisse d'attention même peut altérer la validité des résultats.

Un questionnaire plus ciblé et plus basé sur les hypothèses principales aurait probablement permis une meilleure concentration des répondants. Pour de futures recherches, il serait donc opportun d'envisager une construction modulaire du questionnaire, permettant d'adapter dynamiquement le

parcours du répondant en fonction de son profil ou de ses réponses antérieures, comme le suggèrent certaines approches adaptatives (Tourangeau, Rips & Rasinski, 2000).

3. Limites statistiques

Certaines limites statistiques doivent être soulignées. Même avec l'usage de divers modèles de régression, l'interprétation des résultats demeure contrainte par la petite taille de l'échantillon. Cela peut limiter la puissance des tests et la robustesse des estimations (Button et al., 2013). Cela peut augmenter le risque d'erreur de type II, erreur où l'on ne rejette pas une hypothèse fausse (Paquay, C. 2020). Bien que l'échantillon respecte la taille minimale étudiée par Cochran (1977), cette suffisance théorique ne garantit pas la robustesse des estimations obtenues. La stabilité des coefficients dans les modèles logistiques est plus fiable lorsque que les groupes de comparaison sont équilibrés et que le nombre d'observations par modalité reste élevé. En revanche, certaines catégories comptaient un nombre d'individus assez faible. Ceci a pu affecter la précision des intervalles de confiance.

Une taille d'échantillon plus importante aurait permis d'introduire des variables supplémentaires et d'autres interactions entre celles-ci. Cela aurait pu ouvrir la voie à une analyse plus fine des facteurs. Pour des travaux futurs, des techniques de collecte à plus large échelle ou des méthodes d'échantillonnage plus vaste permettraient d'accroître la représentativité des données et la puissance des analyses tout en réduisant les incertitudes autour des estimations.

Dans une perspective d'amélioration continue, ces différentes limites offrent ainsi autant de pistes de réflexion pour d'éventuels prolongements méthodologiques ou conceptuels de l'étude, qui, au vu du caractère très spécial du profil étudié, n'est que sujet à l'approfondissement.

Discussion

Cette recherche avait pour objectif de comprendre les facteurs explicatifs des biais comportementaux chez les jeunes adultes dans un contexte d'investissement. Cela a pu être réalisé en s'appuyant sur un ensemble de variables telles que le niveau de connaissances financières, les caractéristiques sociodémographiques et l'exposition aux médias économiques. L'étude a permis de confronter des hypothèses théoriques issues de la finance comportementale à des données empiriques recueillies au moyen d'un questionnaire. Cette analyse a ensuite été complétée par des tests statistiques et des régressions de différents types.

Hypothèse n°1 : Connaissances financières

L'analyse révèle une relation complexe entre le niveau de connaissance financière et l'exposition aux biais comportementaux. Les résultats montrent de manière significative que les individus disposant d'un bon niveau de connaissances financières sont moins sujets aux biais relatifs au traitement de l'information (i.e. heuristique d'ancrage et de disponibilité). Ce constat renforce les travaux de Kahneman (2011) et de Lusardi & Mitchell (2014) qui relatent que la formation en économie permet des raisonnements plus réfléchis car ils sont moins dépendants d'intuitions ou des signaux contextuels.

En revanche, cette "protection" par la connaissance ne s'étend pas à l'ensemble des biais analysés. L'aversion à la perte demeure présente, voire accentuée, chez les répondants les mieux formés en finance. Ce paradoxe peut être interprété à travers un effet de surconfiance. Des individus qui s'estiment mieux formés peuvent réagir plus fortement lorsqu'ils subissent une perte, car celle-ci heurte leur sentiment de compétence anticipée.

Cette différenciation montre l'importance de distinguer les biais issus d'un déficit d'information (comme l'ancrage ou la disponibilité) qui peuvent être corrigés par l'éducation avec ceux alimentés par l'émotion (comme l'aversion à la perte ou l'effet de disposition) souvent plus résistants à l'éducation. La connaissance ne prend donc pas le dessus sur l'émotionnel. Cela montre que l'intellect ne suffit pas toujours à désactiver les réactions affectives liées à la peur, au regret ou au sentiment d'échec.

Le biais du troupeau n'a pas montré de relation statistiquement significative avec le niveau de connaissance. Le mimétisme relève d'un mécanisme d'adaptation sociale qui est amplifié par la dynamique de groupe et l'incertitude informationnelle. Comme l'ont souligné Bikhchandani & Sharma (2000), les comportements de troupeau émergent même chez des agents informés lorsque la pression sociale ou le contexte d'observation crée une incitation à la conformité.

Ces résultats amènent ainsi à nuancer l'idée d'un lien direct et linéaire entre formation financière et rationalité décisionnelle. Si la connaissance constitue une base pour la prise de décision rationnelle, elle ne se suffit pas à elle seule pour contrer les automatismes émotionnels ou les dynamiques sociales. Cela confirme donc notre hypothèse que chez les jeunes investisseurs, le niveau de connaissance permet de réduire la présence de biais comportementaux mais en exacerber d'autres.

Hypothèse n° 2: l'âge et le genre

Les résultats montrent que le genre est une variable explicative robuste. Il influence de manière significative les dimensions du rapport au risque et à la perte. Les femmes de l'échantillon se montrent plus prudentes. Elles sont moins aptes à accepter des investissements à haut risque et préfèrent davantage la sécurité. La littérature (Barber & Odean, 2001 ; Croson & Gneezy, 2009 ; Bajtelsmit & Bernasek, 1997) met en évidence que l'aversion au risque est plus marquée chez les femmes. Cette étude vient donc confirmer le constat pour les jeunes femmes entre 18 et 25 ans.

À l'inverse, les hommes montrent une tolérance au risque significativement plus élevée aussi bien dans leurs préférences que dans leur perception émotionnelle. L'analyse multivariée confirme que le genre

masculin est fortement associé à une posture plus risquée. Il est marqué par un consentement des pertes et une appétence plus élevée pour les investissements à haut rendement. Ces résultats ne doivent pas être interprétés d'une simple manière. Si les hommes se montrent plus audacieux dans leurs intentions, ils apparaissent aussi plus sensibles aux gains que les femmes. Ceci constitue une inversion des prédictions issues de la "Prospect Theory" de Kahneman & Tversky 1979). Cette asymétrie suggère une lecture genrée du succès financier. Dans cette lecture le gain est chargé d'une dimension symbolique liée à la performance sociale, à la valorisation personnelle ou à l'identité masculine (Nelson, 2015).

Ce constat vient nuancer l'idée que les femmes sont plus sensibles émotionnellement à la perte. Leur approche prudente du risque constitue une protection à une exposition émotionnelle excessive. Les hommes, eux, prennent des positions plus risquées mais se révèlent parfois plus fragiles face à l'issue émotionnelle d'un investissement. Cela met en lumière une dualité entre tolérance comportementale et vulnérabilité émotionnelle. Cette dualité déjà expliquée dans l'hypothèse n°1 pourrait être le point de départ de recherches futures.

Concernant l'âge, les effets sont plus faibles mais non négligeables. Bien que l'échantillon couvre une plage d'âge étroite, certaines tendances émergent. Les individus les plus âgés au sein de cette tranche manifestent une aversion à la perte légèrement plus marquée. Ceci peut s'expliquer par de premières d'expériences négatives ou par une prise de conscience des conséquences financières d'une mauvaise décision (Beshears et al., 2011). Cette aversion en hausse ne semble pas contredire leur tolérance plus élevée au risque. Avec l'âge, les jeunes adultes gagnent en assurance tout en développant une forme de lucidité face à la possibilité de pertes.

Les régressions logistiques ordinaires, en particulier celles portant sur la tolérance perçue au risque de perte confirment cette progression. Chaque année supplémentaire est associée à une probabilité plus grande d'adopter une position plus tolérante. Même dans une population homogène en apparence, des différences significatives apparaissent.

Ces résultats soulignent la nécessité de penser la jeunesse non pas comme un bloc homogène mais comme une période de transition marquée par des apprentissages et des premiers engagements financiers. Cette étude montre donc que même dans une population homogène, on retrouve certaines différences intragénérationnelles. Elle confirme également que l'hypothèse selon laquelle l'âge et le genre ont un impact sur la présence ou non de biais comportementaux liés aux risques et à la perte.

Hypothèse n°3 : Influence de médias et rôle des cryptomonnaies

Cette dernière analyse met en évidence un lien entre l'exposition aux contenus financiers dans les médias et la disposition à manifester le biais du troupeau et l'heuristique de disponibilité. Les résultats obtenus montrent que les jeunes les plus engagés dans la consommation d'informations économiques (via les influenceurs) sur les réseaux sociaux sont aussi ceux qui se montrent les plus susceptibles de suivre les comportements d'autrui ou de fonder leurs jugements sur « récents » ou « émotionnellement marquants ».

Ce constat n'est pas autant marquant statistiquement parlant dans le contexte des cryptomonnaies. Malgré ce constat, ce domaine reste un terrain d'expérimentation financière particulièrement fertile de par son manque de repères institutionnels stables. Les récits de réussite spectaculaires (success stories) et l'émergence de conseils non régulés sur des plateformes comme TikTok, Instagram ou YouTube alimentent une population qui considère les signaux médiatiques comme remplaçant des analyses fondamentales. Cette réalité confirme les travaux de Shiller (2000) selon lesquels les cycles économiques et les bulles spéculatives sont souvent autant des constructions narratives que des phénomènes purement financiers.

Les environnements numériques dans lesquels s'inscrivent ces comportements favorisent une réduction du temps de traitement analytique provenant d'une rapidité de diffusion ou d'une surcharge émotionnelle. Celle-ci est souvent produite par le flux gigantesque d'informations que certaines plateformes peuvent fournir. Cette exposition permanente peut amener à des réponses heuristiques automatiques (Devenow & Welch, 1996). Le biais de troupeau se développe non pas uniquement parce que les jeunes ignorent les fondamentaux économiques mais parce qu'ils perçoivent le comportement des autres comme des raccourcis dans un contexte d'incertitude.

L'heuristique de disponibilité est particulièrement activée dans les environnements digitaux caractérisés par la brièveté des formats, la répétition des messages et l'omniprésence des tendances ("trends"). La mise en avant constante de certains actifs par des événements ou certaines figures médiatiques produit une influence sur les jugements de valeur et les anticipations de rendement.

Ces observations soulignent la fragilité comportementale d'un jeune investisseur évoluant dans un monde où le flux d'informations n'est pas maîtrisé. Elles mettent également en évidence les limites de la connaissance financière conventionnelle lorsqu'elle n'est pas accompagnée d'une éducation à l'esprit critique et à la gestion de l'attention. Apprendre à investir ne revient pas seulement à comprendre les produits financiers ou les modèles d'allocation mais aussi à savoir filtrer et contextualiser l'information. Ces attitudes face à l'information sont d'autant plus importantes dans un monde médiatique où l'urgence et la surenchère émotionnelle sont devenues normales.

Il apparaît donc que l'exposition aux médias, en particulier dans leur forme numérique, constitue une variable déterminante dans l'intensification des biais étudiés dans cette hypothèse. Elle renforce la nécessité de penser l'éducation financière dans une perspective plus large. Cependant notre hypothèse ne peut pas être totalement validée par le fait que le domaine des cryptomonnaies ne se révèle pas significatif dans ce modèle.

Contribution de l'étude

Les résultats de cette recherche enrichissent la compréhension des comportements d'investissement des jeunes adultes en intégrant des variables rarement croisées dans une même démarche : les connaissances financières, l'exposition médiatique, le genre et l'âge. Ils montrent que la vulnérabilité aux biais n'est pas uniquement une question d'ignorance ou d'impulsivité mais une chose qui découle de différents facteurs cognitifs, sociaux et émotionnels.

Sur le plan théorique, ces observations renforcent la légitimité des approches comportementales dans l'analyse des décisions financières en invitant à une analyse fine et différenciée selon les profils. Elles soulignent aussi les limites de l'approche strictement éducative en matière de prévention des biais en mettant la lumière sur l'importance des environnements informationnels et émotionnels tous deux éléments influençant les erreurs de jugement.

D'un point de vue opérationnel, ces résultats suggèrent de revoir la manière de former financièrement les jeunes en incluant dans l'éducation des dimensions non seulement comportementales mais également informationnelles et émotionnelles.

Conclusion

Ce mémoire s'est donné pour ambition de mieux comprendre les mécanismes comportementaux, émotionnels et sociaux qui influencent les décisions d'investissement chez les jeunes investisseurs. Grâce aux concepts de la finance comportementale, d'une méthodologie empirique basée sur un questionnaire et de différents modèles statistiques, cette étude permet de montrer l'influence de différents facteurs tels que le genre, l'âge, le niveau de connaissances financières et l'exposition aux médias numériques sur la présence de biais comportementaux majeurs.

Les résultats obtenus confirment en partie les hypothèses. Le genre s'impose comme une variable explicative centrale. Il influence la tolérance au risque et l'attitude face à la perte. Le niveau de compétences financières se montre comme un facteur réducteur de certains biais cognitifs. Son effet protecteur reste tout de même limité face aux distorsions émotionnelles. Enfin, l'exposition aux contenus financiers en ligne semble être impliquée dans l'amplification des biais de mimétisme (troupeau) et de l'heuristique de disponibilité. Cette accentuation provient de la tendance croissante à fonder ses décisions sur l'influence médiatiques que sur des analyses rationnelles.

Mais au-delà de la simple validation statistique des hypothèses, cette recherche propose une nouvelle lecture du comportement de l'investisseur. Elle invite à revoir l'image classique d'un acteur parfaitement informé, rationnel et autonome. L'investisseur, jeune en particulier, se révèle vulnérable à ses propres idées, aux dynamiques sociales et au flux d'informations qui caractérise l'environnement numérique. Cette approche propose une remise en question des modèles économiques traditionnels. Elle plaide pour une meilleure intégration des déterminants comportementaux dans les outils d'analyse et de conseil financier.

En ce sens, ce travail apporte une contribution pertinente à la réflexion pédagogique. Former les jeunes à la finance ne doit plus se limiter à enseigner des savoirs techniques ou des modèles d'allocation abstraits. Il faut maintenant développer des nouvelles compétences : la capacité de s'auto-analyser, la connaissance des biais comportementaux et l'esprit critique face à l'information. C'est comme cela que de nouveau profils d'investisseurs pourront émerger. Ceux-ci seront plus conscients, plus réfléchis et moins sujets à reproduire des erreurs systématiques.

Pour finir, cette étude ouvre plusieurs pistes de recherche complémentaires. Une enquête qui intègrerait des données observées ou expérimentales sur le même sujet mais à plus grande échelle permettrait d'améliorer la compréhension des biais dans des contextes de décision réels. L'élargissement de l'échantillon à une plus large catégories de jeunes de 18 à 25 ans permettraient d'étendre les conclusions à une population jeune plus représentative.

Annexes

1. Game stop

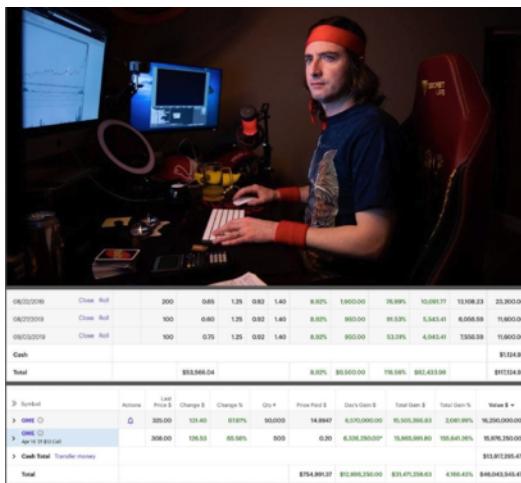


Illustration médiatique de l'histoire « Game Stop »

2. Lime survey

The screenshot shows the LimeSurvey interface. At the top, there's a navigation bar with 'LimeSurvey', 'Questionnaires', 'Aide', and a user count of '247800'. Below the navigation, there's a toolbar with 'Outils | ...', 'Arrêter ce questionnaire', 'Exécuter le questionnaire', and 'Exporter'. On the left, a sidebar shows various settings like 'Vue d'ensemble', 'Général', 'Éléments de texte', 'Politique de confidentialité', 'Options de thème', 'Présentation', 'Paramètres de participation', 'Notifications & données', 'Publication et accès', and 'Permissions du questionnaire'. The main content area displays a 'Partager le questionnaire' section with a URL and a 'Panneau de partage' button. To the right, there's a 'Éléments de texte' section with a 'Description' field containing text about the study's context, and a 'Texte de la politique de confidentialité' field with a link to a GDPR information and consent form.

Image de l'interface de Lime Survey

3. Questionnaire final

04/05/2025, 14:19

LimeSurvey - Enquête sur les biais comportementaux dans l'investissement chez les jeunes.

Enquête sur les biais comportementaux dans l'investissement chez les jeunes.

Ce questionnaire s'inscrit dans le cadre d'un mémoire de master portant sur l'étude des biais comportementaux dans l'investissement chez les jeunes. Il vise à mieux comprendre les préférences, le niveau de connaissances et les attitudes des étudiants face à l'investissement. Vos réponses, anonymes et confidentielles, contribueront à enrichir l'analyse de cette étude et à tester différentes hypothèses. Le questionnaire prend environ entre 7 et 10 minutes à compléter.

Il y a 72 questions dans ce questionnaire.

Informations personnelles

Le but de cette première partie est de connaître certaines de vos informations personnelles utiles à l'étude. Aucune de ces informations ne mettent en péril l'anonymat de ce questionnaire.

Genre: *

Veuillez sélectionner une réponse ci-dessous.

Veuillez sélectionner une seule des propositions suivantes :

- Homme
- Femme

Quel âge avez-vous? *

Veuillez sélectionner une réponse ci-dessous.

Veuillez sélectionner une seule des propositions suivantes :

- 18 ans
- 19 ans
- 20 ans
- 21 ans
- 22 ans
- 23 ans
- 24 ans
- 25 ans
- + de 25 ans

En quelle année êtes-vous?

*

Veuillez sélectionner une réponse ci-dessous.

Veuillez sélectionner une seule des propositions suivantes :

- Bac 1
- Bac 2
- Bac 3
- Master 1
- Master 2

Avez-vous un job étudiant durant l'année? *

Veuillez sélectionner une seule des propositions suivantes :

- Oui
- Non

Si oui, quel est votre revenu moyen mensuel? *

Répondre à cette question seulement si les conditions suivantes sont réunies :

La réponse était 'Oui' à la question '[job]' (Avez-vous un job étudiant durant l'année?)

Veuillez sélectionner une réponse ci-dessous.

Veuillez sélectionner une seule des propositions suivantes :

- 0-500€
- 500-1000€
- 1000-1500€
- 1500€ et plus

Si non, quelle est votre source de revenu? *

Répondre à cette question seulement si les conditions suivantes sont réunies :

La réponse était 'Non' à la question '[job]' (Avez-vous un job étudiant durant l'année?)

Veuillez sélectionner une réponse ci-dessous.

Veuillez sélectionner une seule des propositions suivantes :

- Parents
- Investissements
- Autre

Connaissances et expériences en investissement

Cette partie du questionnaire sera utile pour examiner votre niveau de connaissance global en investissement et savoir si vous avez déjà eu quelques expériences dans ce domaine.

Quel est votre niveau de connaissances en investissement? *

Veuillez sélectionner une réponse ci-dessous.

Veuillez sélectionner une seule des propositions suivantes :

- Débutant
- Intermédiaire
- Avancé
- Expert

Avez-vous déjà suivi un cours ou une formation sur l'investissement? *

Veuillez sélectionner une seule des propositions suivantes :

- Oui
- Non

Si oui de quel type? *

Répondre à cette question seulement si les conditions suivantes sont réunies :

La réponse était 'Oui' à la question ' [formation]' (Avez-vous déjà suivi un cours ou une formation sur l'investissement?)

Cochez tout ce qui s'applique.

Veuillez choisir toutes les réponses qui conviennent :

- Cours universitaires
- Livres
- Formations
- Réseaux sociaux: Youtube, Tik Tok,...
- Littérature scientifique

Autre:

Parmis ces concepts clés en investissement, lesquels connaissez-vous? *

Cochez tout ce qui s'applique.

Veuillez choisir toutes les réponses qui conviennent :

- Action
- Obligation
- Taux d'intérêt
- Diversification de portefeuille
- Volatilité de marché
- ETF (Exchange Traded Fund)
- Aucun

Savez-vous calculer le rendement d'un investissement?
*

Veuillez sélectionner une seule des propositions suivantes :

- Oui
- Non

Savez-vous évaluer le risque d'un actif avant d'investir?
*

Veuillez sélectionner une seule des propositions suivantes :

- Oui
- Non

Avez-vous déjà investit sur un marché financier? *

Veuillez sélectionner une seule des propositions suivantes :

- Oui
- Non

Si oui, depuis combien de temps investissez-vous? *

Répondre à cette question seulement si les conditions suivantes sont réunies :

La réponse était 'Oui' à la question ' [investitouinon]' (Avez-vous déjà investit sur un marché financier?)

Veuillez sélectionner une réponse ci-dessous.

Veuillez sélectionner une seule des propositions suivantes :

- Moins de 6 mois
- 6-12 mois
- Plus d'un an

À quelle fréquence consultez-vous vos investissements?

*

Répondre à cette question seulement si les conditions suivantes sont réunies :

La réponse était 'Oui' à la question ' [investitouinon]' (Avez-vous déjà investit sur un marché financier?)

Veuillez sélectionner une réponse ci-dessous.

Veuillez sélectionner une seule des propositions suivantes :

- Quotidiennement
- Hebdomadairement
- Mensuellement
- Rarement

Avez-vous déjà utiliser des plateformes de trading en ligne? *

Répondre à cette question seulement si les conditions suivantes sont réunies :
La réponse était 'Oui' à la question ' [investitouinon]' (Avez-vous déjà investit sur un marché financier?)

Veuillez sélectionner une seule des propositions suivantes :

- Oui
- Non

Pensez-vous que vos performances en investissement dépendent principalement de vos choix personnels? *

Répondre à cette question seulement si les conditions suivantes sont réunies :
La réponse était 'Oui' à la question ' [investitouinon]' (Avez-vous déjà investit sur un marché financier?)

Veuillez sélectionner une seule des propositions suivantes :

- Oui
- Non

Si non, croyez-vous que les marchés financiers sont influencés par des forces extérieurs incontournables? *

Répondre à cette question seulement si les conditions suivantes sont réunies :
La réponse était 'Non' à la question ' [perfchoixperso]' (Pensez-vous que vos performances en investissement dépendent principalement de vos choix personnels?)

Veuillez sélectionner une seule des propositions suivantes :

- Oui
- Non

Dans quelle mesure vous sentez-vous à l'aise pour prendre des décisions d'investissement de manière autonome, sans recourir à une aide extérieure? *

Répondre à cette question seulement si les conditions suivantes sont réunies :
La réponse était 'Oui' à la question ' [investitouinon]' (Avez-vous déjà investit sur un marché financier?)

Veuillez sélectionner une réponse ci-dessous.

Veuillez sélectionner une seule des propositions suivantes :

- Très à l'aise
- Plutôt à l'aise
- Peu à l'aise
- Pas du tout à l'aise

Demandez-vous de l'aide pour vos décisions en investissement? *

Répondre à cette question seulement si les conditions suivantes sont réunies :
La réponse était 'Oui' à la question ' [investitouinon]' (Avez-vous déjà investit sur un marché financier?)

Veuillez sélectionner une seule des propositions suivantes :

- Oui
- Non

Si oui, à qui? *

Répondre à cette question seulement si les conditions suivantes sont réunies :
La réponse était 'Oui' à la question ' [aideinvest]' (Demandez-vous de l'aide pour vos décisions en investissement?)

Cochez tout ce qui s'applique.

Veuillez choisir toutes les réponses qui conviennent :

- Parents
- Professionnels
- Amis
- Autre:

Parmis une série de portefeuille, êtes-vous capable de choisir le portefeuille le plus diversifié? *

Veuillez sélectionner une seule des propositions suivantes :

- Oui
- Non

Selon-vous, avoir un portefeuille diversifié est: *

Veuillez sélectionner une réponse ci-dessous.

Veuillez sélectionner une seule des propositions suivantes :

- Pas nécessaire
- Nécessaire
- Très nécessaire

Si vous investissez 10.000€, dans quel portefeuille choisiriez-vous de placer cet argent? *

Veuillez sélectionner une réponse ci-dessous.

Veuillez sélectionner une seule des propositions suivantes :

- 100% sur un actif sécurisé (faible rendement mais sans risque)
- 70% en bourse et 30% en obligations
- 50% en bourse et 50% en obligations
- 30% en bourse et 70% en obligations
- 100% dans des actifs risqués et spéculatifs (cryptomonnaies, ...)

Objectifs et préférences en investissement

N'étant que des questions relatives aux objectifs et préférences envers l'investissement, si vous n'avez aucune expérience en investissement, agissez et répondez comme si c'était le cas.

Le but de cette section est de connaître vos objectifs et vos préférences dans le cas où vous investissez ou si vous voulez investir.

Vous considérez-vous comme un investisseur actif (prenant des risques et recherchant activement des opportunités) ou passif (préférant sécuriser votre capital)? *

Veuillez sélectionner une réponse ci-dessous.

Veuillez sélectionner une seule des propositions suivantes :

- Actif
- Passif

Préférez-vous un investissement à court ou à long terme? *

Veuillez sélectionner une réponse ci-dessous.

Veuillez sélectionner une seule des propositions suivantes :

- Court terme
- Long terme

Quel est votre objectif principal en matière d'investissement? *

Veuillez sélectionner une réponse ci-dessous.

Veuillez sélectionner une seule des propositions suivantes :

- Rentabilité
- Sécurité
- Spéculation

Quelle est votre principale motivation pour investir? *

Veuillez sélectionner une réponse ci-dessous.

Veuillez sélectionner une seule des propositions suivantes :

- Gain rapide
- Sécurisation de l'épargne
- Création de patrimoine

Quel type d'investissement préférez-vous? *

Cochez tout ce qui s'applique.

Veuillez choisir toutes les réponses qui conviennent :

- Dépots bancaires : Argent placé sur un compte épargne
- Actions : achats de parts dans une/des entreprise(s)
- ETF (Exchange Traded Fund) : Indice d'investissement qui place une fraction de votre argent dans plusieurs entreprises regroupées dans l'indice
- FCP (Fonds commun de placement) : Achat de parts dans des fonds
- Cryptomonnaies
- Immobilier
- Autre:

Préférez-vous des investissements sûrs avec un faible rendement ou risqués avec un rendement potentiel élevé? *

Veuillez sélectionner une réponse ci-dessous.

Veuillez sélectionner une seule des propositions suivantes :

- Sûrs et faibles en rendement
- Risqués et rendements potentiels élevés

Quelle proportion de votre revenu étudiant/argent de poche êtes-vous prêt à consacrer à l'investissement? *

Veuillez sélectionner une réponse ci-dessous.

Veuillez sélectionner une seule des propositions suivantes :

- Moins de 10%
- 10-30%
- 30-50%
- Plus de 50%

Le reste de ce revenu sera consacré à: *

Cochez tout ce qui s'applique.

Veuillez choisir toutes les réponses qui conviennent :

- Charges alimentaires (kot, courses,...)
- Sorties
- Restaurants
- Shopping
- Cadeaux
- Autre:

Comportement face aux risques et facteurs influençant les décisions

N'étant que des questions relatives aux comportement face aux risques et aux facteurs influençant les décisions, si vous n'avez aucune expérience en investissement, agissez et répondez comme si c'était le cas.

Le but de cette section est de connaitre et analyser votre comportement face aux risques qu'amène l'investissement et se concentre également sur les différents facteurs qui vont influencer vos décisions.

Êtes-vous disposé(e) à accepter un niveau de risque élevé? *

Veuillez sélectionner une seule des propositions suivantes :

- Oui
- Non

Êtes-vous prêt(e) à prendre des risques financiers et investir dans un actif risqué si le gain potentiel est élevé? *

Veuillez sélectionner une seule des propositions suivantes :

- Oui
- Non

Si, par exemple, le cours d'un de vos actifs chute de 50%, considérez-vous la vente de celui-ci? *

Veuillez sélectionner une seule des propositions suivantes :

- Oui
- Non

En cas de crise boursière globale, que faites-vous? *

Veuillez sélectionner une réponse ci-dessous.

Veuillez sélectionner une seule des propositions suivantes :

- Je vends immédiatement mes actifs
- J'attends la hausse et ne change pas mes positions
- J'achète d'avantage
- Autre

Comment percevez-vous le risque de perte financière (perte d'argent) dans vos investissements? *

Veuillez sélectionner une réponse ci-dessous.

Veuillez sélectionner une seule des propositions suivantes :

- Très tolérant
- Tolérant
- Peu tolérant
- Pas du tout tolérant

Les tendances et les conseils d'autres investisseurs ont-ils un impact sur vos décisions financières? *

Veuillez sélectionner une seule des propositions suivantes :

- Oui
- Non

Si oui, de quels genres d'investisseurs? *

Répondre à cette question seulement si les conditions suivantes sont réunies :

La réponse était 'Oui' à la question ' [tendanceconseil]' (Les tendances et les conseils d'autres investisseurs ont-ils un impact sur vos décisions financières?)

Cochez tout ce qui s'applique.

Veuillez choisir toutes les réponses qui conviennent :

- Amis
- Famille
- Spécialistes
- Autre: _____

Quels sont les principaux facteurs qui influencent vos décisions d'investissement? *

Cochez tout ce qui s'applique.

Veuillez choisir toutes les réponses qui conviennent :

- Rentabilité
- Risque
- Recommandations externes
- Intuition
- Autre: _____

Les tendances d'investissement sur des plateformes comme X, Youtube ou Tik Tok ont-elles un impact sur vos décisions financières? *

Veuillez sélectionner une seule des propositions suivantes :

- Oui
- Non

Votre revenu étudiant a-t-il ou aurait-il un impact sur vos décisions d'investissement? *

Veuillez sélectionner une seule des propositions suivantes :

- Oui
- Non

Consultez-vous des sources d'informations financières avant d'investir? *

Veuillez sélectionner une seule des propositions suivantes :

- Oui
- Non

Biais comportementaux

Un **biais comportemental** est une déviation systématique du raisonnement logique ou rationnel dans la prise de décision financière ou économique. Il est influencé par des facteurs psychologiques, cognitifs et émotionnels, conduisant les individus à prendre des décisions irrationnelles, souvent en contradiction avec la théorie classique de l'efficience des marchés. Ces biais peuvent affecter les investisseurs, entraînant des erreurs comme l'excès de confiance, l'aversion aux pertes ou l'effet de suivi de tendance.

Le but est d'évaluer si en fonction de votre connaissance et de votre expérience en investissement, vous tombez dans certains biais comportementaux.

Une nouvelle fois, si vous n'avez aucune expérience en investissement, agissez comme si vous aviez la volonté d'investir ou que vous investissiez.

Classez-vous vos investissements en différentes catégories (ex: argent risqué vs argent sûr) plutôt que de considérer votre portefeuille global? *

Veuillez sélectionner une seule des propositions suivantes :

- Oui
- Non

En règle générale, avez-vous tendance à vendre rapidement vos gains et à conserver vos pertes? *

Veuillez sélectionner une seule des propositions suivantes :

- Oui
- Non

Une information initiale (d'augmentation du cours par exemple) reçue sur un actif peut-elle influencer votre décision d'investir? *

Veuillez sélectionner une seule des propositions suivantes :

- Oui
- Non

Les évènements politiques et économiques récents ont-ils ou pourraient-ils avoir un impact sur vos décisions en investissement? *

Veuillez sélectionner une seule des propositions suivantes :

- Oui
- Non

Lorsqu'un actif a montré une bonne performance êtes-vous plus enclin à investir dedans? *

Veuillez sélectionner une seule des propositions suivantes :

- Oui
- Non

Avez-vous tendance à privilégier des investissements qui sont sûrs mais qui possèdent un faible rendement? *

Veuillez sélectionner une seule des propositions suivantes :

- Oui
- Non

Les décisions d'autres investisseurs peuvent-elles influencer vos décisions d'investissement? *

Veuillez sélectionner une seule des propositions suivantes :

- Oui
- Non

Avez-vous déjà eu des remords ou des regrets envers vos décisions d'investissement? *

Veuillez sélectionner une seule des propositions suivantes :

- Oui
- Non

Seriez-vous prêts à vendre un actif en perte ou préférez-vous attendre un retournement du marché? *

Veuillez sélectionner une réponse ci-dessous.

Veuillez sélectionner une seule des propositions suivantes :

- Je vends
- J'attends
- Autre

Émotionnellement, seriez-vous plus affectés par une perte de 500€ que par un gain de 500€? *

Veuillez sélectionner une réponse ci-dessous.

Veuillez sélectionner une seule des propositions suivantes :

- Perte
- Gain

Préférez-vous investir uniquement dans des entreprises que vous connaissez? *

Veuillez sélectionner une seule des propositions suivantes :

- Oui
- Non

Utilisation de la technologie et influence des médias.

Le but de cette section est de connaître quelle est l'importance des médias sur vos décisions et vos choix en investissements.

Faites-vous confiance aux institutions financières traditionnelles comme les banques par exemple? *

Veuillez sélectionner une seule des propositions suivantes :

- Oui
- Non

Comment percevez-vous ces institutions? *

Veuillez sélectionner une réponse ci-dessous.

Veuillez sélectionner une seule des propositions suivantes :

- Un système fiable et sécurisé
- Nécessaire mais dépassé
- Un modèle obsolète
- les Fintechs et cryptomonnaies sont l'avenir

Utilisez ou utiliseriez-vous une application mobile pour investir et gérer vos investissements? *

Veuillez sélectionner une seule des propositions suivantes :

- Oui
- Non

Quelle importance accordez ou accorderiez-vous aux plateformes numériques dans votre prise de décisions? *

Veuillez sélectionner une réponse ci-dessous.

Veuillez sélectionner une seule des propositions suivantes :

- Faible
- Moyen
- Forte

L'accès à des outils technologiques vous incite-t-il à investir davantage ou à investir tout court? *

Veuillez sélectionner une seule des propositions suivantes :

- Oui
- Non

Suivez-vous des influenceurs financiers sur les réseaux sociaux? *

Veuillez sélectionner une seule des propositions suivantes :

- Oui
- Non

Avez-vous déjà investi à la suite d'un conseil d'un influenceur financier? *

Veuillez sélectionner une seule des propositions suivantes :

- Oui
- Non

Avez-vous appris des concepts financiers via Youtube, Tik Tok ou d'autres plateformes? *

Veuillez sélectionner une seule des propositions suivantes :

- Oui
- Non

L'émergence des cryptomonnaies

De nos jours, les cryptomonnaies sont dans toutes les bouches et ont connu un essor énorme ces dix dernières années.

Le but de cette section est de comprendre et d'examiner votre relation avec ces actifs virtuels comme les cryptomonnaies.

Êtes-vous intéressés par les cryptomonnaies en général? *

Veuillez sélectionner une seule des propositions suivantes :

- Oui
- Non

Suivez-vous les variations du prix du Bitcoin ou d'autres cryptos? *

Veuillez sélectionner une seule des propositions suivantes :

- Oui
- Non

Si oui, avez-vous l'impression que ces prix soient manipulés? *

Répondre à cette question seulement si les conditions suivantes sont réunies :

La réponse était 'Oui' à la question ' [variationprixcrypto]' (Suivez-vous les variations du prix du Bitcoin ou d'autres cryptos?)

Veuillez sélectionner une seule des propositions suivantes :

- Oui
- Non

Investissez-vous dans les cryptomonnaies? *

Veuillez sélectionner une seule des propositions suivantes :

- Oui
- Non

Si oui, lesquelles? *

Répondre à cette question seulement si les conditions suivantes sont réunies :

La réponse était 'Oui' à la question '[investcrypto]' (Investissez-vous dans les cryptomonnaies?)

Cochez tout ce qui s'applique.

Veuillez choisir toutes les réponses qui conviennent :

- Bitcoin (BTC)
- Ethereum (ETH)
- XRP
- Binance Coin (BNB)
- Solana (SOL)

Autre:

4. Calcul de la moyenne empirique pondérée de l'âge

Moyenne empirique : $\sum \frac{(x_i \cdot f_i)}{N}$

$$\frac{(18 \times 44 + 19 \times 88 + 20 \times 105 + 21 \times 67 + 22 \times 77 + 23 \times 106 + 24 \times 47 + 25 \times 24 + 26 \times 47)}{605} = 21,57$$

5. Corrélation de Spearman – Hypothèse n°1

? spearman Connaissanceperso effetdisposition

Pour les variables « Connaissanceperso » et « effetdisposition »
Coefficient de corrélation de rang de Spearman (rho) = -0.04111313
Sous l'hypothèse nulle d'absence de corrélation :
 $t(603) = -1.01043$, avec une p. critique bilatérale 0.3127

? spearman Connaissanceperso heurancrage

Pour les variables « Connaissanceperso » et « heurancrage »
Coefficient de corrélation de rang de Spearman (rho) = -0.29915800
Sous l'hypothèse nulle d'absence de corrélation :
 $t(603) = -7.69871$, avec une p. critique bilatérale 0.0000

? spearman Connaissanceperso heurdispo

Pour les variables « Connaissanceperso » et « heurdispo »
Coefficient de corrélation de rang de Spearman (rho) = -0.09764648
Sous l'hypothèse nulle d'absence de corrélation :
 $t(603) = -2.40933$, avec une p. critique bilatérale 0.0163

? spearman Connaissanceperso heurrepresentativitA

Pour les variables « Connaissanceperso » et « heurrepresentativitA »
Coefficient de corrélation de rang de Spearman (rho) = -0.14140660
Sous l'hypothèse nulle d'absence de corrélation :
 $t(603) = -3.50763$, avec une p. critique bilatérale 0.0005

? spearman Connaissanceperso troupeau

Pour les variables « Connaissanceperso » et « troupeau »
Coefficient de corrélation de rang de Spearman (rho) = -0.05120280
Sous l'hypothèse nulle d'absence de corrélation :
 $t(603) = -1.25899$, avec une p. critique bilatérale 0.2085

? spearman Connaissanceperso aversionperte

Pour les variables « Connaissanceperso » et « aversionperte »
Coefficient de corrélation de rang de Spearman (rho) = 0.13361058
Sous l'hypothèse nulle d'absence de corrélation :
 $t(525) = 3.0891$, avec une p. critique bilatérale 0.0021

Données issues de GRETl

6. Tableaux de contingence – Hypothèse n°1

Effet de disposition

Tableau de contingence de effetdisposition (lignes) vs Connaissanceperso (colonnes)					
	[1]	[2]	[3]	[4]	TOT.
[0]	81.2%	83.5%	86.5%	100.0%	82.5%
[1]	18.8%	16.5%	13.5%		17.5%
TOTAL	324	242	37	2	605

Test Khi-deux de Pearson = 1.38339 (ddl = 3, p. critique = 0.709432)

Tableau issu de GRETL

Heuristique d'ancrage

Tableau de contingence de heurancrage (lignes) vs Connaissanceperso (colonnes)					
	[1]	[2]	[3]	[4]	TOT.
[0]	17.0%	32.2%	81.1%	100.0%	27.3%
[1]	83.0%	67.8%	18.9%		72.7%
TOTAL	324	242	37	2	605

Tableau issu de GRETL

Heuristique de disponibilité

Tableau de contingence de heurdispo (lignes) vs Connaissanceperso (colonnes)					
	[1]	[2]	[3]	[4]	TOT.
[0]	4.3%	7.0%	10.8%	100.0%	6.1%
[1]	95.7%	93.0%	89.2%		93.9%
TOTAL	324	242	37	2	605

Tableau issu de GRETL

Heuristique de représentativité

Tableau de contingence de heurrepresentativitA (lignes) vs Connaissanceperso (colonnes)					
	[1]	[2]	[3]	[4]	TOT.
[0]	15.4%	27.7%	21.6%	100.0%	21.0%
[1]	84.6%	72.3%	78.4%		79.0%
TOTAL	324	242	37	2	605

Test Khi-deux de Pearson = 20.1135 (ddl = 3, p. critique = 0.000160794)

Tableau issu de GRETL

Biais du troupeau

Tableau de contingence de troupeau (lignes) vs Connaissanceperso (colonnes)

	[1]	[2]	[3]	[4]	TOT.
[0]	24.4%	33.5%	16.2%		27.4%
[1]	75.6%	66.5%	83.8% 100.0%	72.6%	
TOTAL	324	242	37	2	605

Tableau issu de GRETL

Aversion à la perte

Tableau de contingence de aversionperte (lignes) vs Connaissanceperso (colonnes)

	[1]	[2]	[3]	[4]	TOT.
[0]	12.4%	5.3%			9.1%
[1]	87.6%	94.7% 100.0%	100.0% 100.0%	90.9%	
TOTAL	299	209	17	2	527

78 valeurs manquantes

Test Khi-deux de Pearson = 9.48987 (ddl = 3, p. critique = 0.0234393)

Tableau issu de GRETL

7. Calcul GRETL – Niveau de connaissance (Auto-évaluation)

Aversion à la perte

Variable dépendante: aversionperte
Écarts-types basés sur la matrice hessienne

	coefficient	éc. type	z	p. critique	
const	0.936881	0.450751	2.078	0.0377	**
Niveauconnaissan~	1.01000	0.340690	2.965	0.0030	***
Moyenne var. dép.	0.908918	Éc. type var. dép.	0.287998		
R2 de McFadden	0.033461	R2 ajusté	0.021019		
Log de vraisemblance	-155.3735	Critère d'Akaike	314.7471		
Critère de Schwarz	323.2815	Hannan-Quinn	318.0884		

Test du ratio de vraisemblance: Khi-deux(1) = 10.7578 [0.0010]

Régression logistique issue de GRETL

Effet de disposition

Variable dépendante: effetdisposition
 Écarts-types basés sur la matrice hessienne

	coefficient	éc. type	z	p. critique	
const	-1.25609	0.284127	-4.421	9.83e-06	***
Niveauconnaissan~	-0.194380	0.177403	-1.096	0.2732	
Moyenne var. dép.	0.175207	Éc. type var. dép.		0.380458	
R2 de McFadden	0.002194	R2 ajusté		-0.004930	
Log de vraisemblance	-280.1322	Critère d'Akaike		564.2645	
Critère de Schwarz	573.0749	Hannan-Quinn		567.6929	

Test du ratio de vraisemblance: Khi-deux(1) = 1.23199 [0.2670]

Régression logistique issue de GRET

Heuristique d'ancrage

Variable dépendante: heurancrage
 Écarts-types basés sur la matrice hessienne

	coefficient	éc. type	z	p. critique	
const	2.92486	0.282490	10.35	4.02e-25	***
Niveauconnaissan~	-1.19883	0.156829	-7.644	2.10e-14	***
Moyenne var. dép.	0.727273	Éc. type var. dép.		0.445730	
R2 de McFadden	0.092676	R2 ajusté		0.087035	
Log de vraisemblance	-321.6474	Critère d'Akaike		647.2948	
Critère de Schwarz	656.1053	Hannan-Quinn		650.7233	

Test du ratio de vraisemblance: Khi-deux(1) = 65.7078 [0.0000]

Régression logistique issue de GRET

Heuristique de disponibilité

carts-types basés sur la matrice hessienne

	coefficient	éc. type	z	p. critique	
const	3.94563	0.471484	8.369	5.83e-17	***
Niveauconnaissan~	-0.728657	0.243136	-2.997	0.0027	***
oyenne var. dép.	0.938843	Éc. type var. dép.		0.239816	
R2 de McFadden	0.030674	R2 ajusté		0.016309	
og de vraisemblance	-134.9635	Critère d'Akaike		273.9270	
ritière de Schwarz	282.7374	Hannan-Quinn		277.3554	

Régression logistique issue de GRETl

Heuristique de représentativité

carts-types basés sur la matrice hessienne

	coefficient	éc. type	z	p. critique	
const	2.14747	0.271865	7.899	2.81e-15	***
Niveauconnaissan~	-0.517065	0.153458	-3.369	0.0008	***
oyenne var. dép.	0.790083	Éc. type var. dép.		0.407586	
R2 de McFadden	0.018038	R2 ajusté		0.011604	
og de vraisemblance	-305.2700	Critère d'Akaike		614.5400	
ritière de Schwarz	623.3505	Hannan-Quinn		617.9685	

Régression logistique issue de GRETl

Biais du troupeau

Écarts-types basés sur la matrice hessienne

	coefficient	éc. type	z	p. critique	
const	1.12298	0.241314	4.654	3.26e-06	***
Niveauconnaissan~	-0.0976543	0.144223	-0.6771	0.4983	
Moyenne var. dép.	0.725620	Éc. type var. dép.		0.446571	
R2 de McFadden	0.000641	R2 ajusté		-0.004985	
Log de vraisemblance	-355.2502	Critère d'Akaike		714.5004	
Critère de Schwarz	723.3109	Hannan-Quinn		717.9289	

Régression logistique issue de GRETL

8. Calcul GRETL – Niveau de connaissance (Type de formation)

Biais analysé	β (coefficien t)	Écart- type	z (ou t)	p-value	Pseudo- R ² de McFadd en	Test du mod èle	Significatif au seuil 5%
Ancrage	-0.585535	0.129675	-4.515	6.32e-06	0.028 885	20.4798	Oui
Aversion à la perte	0.721323	0.353888	2.038	0.0415	0.016 976	5.45781	Oui
Disponibilité	0.663739	0.354007	1.875	0.0608	0.016 069	4.47476	Oui (limite)
Disposition	-0.180771	0.170615	-1.06	0.2894	0.002 1	1.17891	Non
Représentativité	-0.157154	0.142011	-1.107	0.2685	0.001 916	1.19153	Non
Troupeau	0.234736	0.145411	1.614	0.1065	0.003 858	2.74299	Non

Données issues de régression logistique dans GRETL

9. Calcul GRETL – Biais cumulés

Variable dépendante: biais_cumul

	coefficient	éc. type	t de Student	p. critique	
const	4.98665	0.126396	39.45	3.74e-159	***
Niveauconnaissan~	-0.501241	0.0798642	-6.276	7.27e-10	***
Moyenne var. dép.	4.248577	Éc. type var. dép.	1.101707		
Somme carrés résidus	593.8783	Éc. type régression	1.063577		
R2	0.069793	R2 ajusté	0.068021		
F(1, 525)	39.39027	P. critique (F)	7.27e-10		
Log de vraisemblance	-779.2620	Critère d'Akaike	1562.524		
Critère de Schwarz	1571.058	Hannan-Quinn	1565.865		

Régression linéaire (MCO) issue de GRETL

10. Corrélation de Spearman – Hypothèse n°2

Genre

? spearman Genre aversionperte

Pour les variables « Genre » et « aversionperte »
Coefficient de corrélation de rang de Spearman (rho) = 0.16203422
Sous l'hypothèse nulle d'absence de corrélation :
 $t(525) = 3.76239$, avec une p. critique bilatérale 0.0002

? spearman Genre surourisque0

Pour les variables « Genre » et « surourisque0 »
Coefficient de corrélation de rang de Spearman (rho) = -0.13381351
Sous l'hypothèse nulle d'absence de corrélation :
 $t(603) = -3.31575$, avec une p. critique bilatérale 0.0010

? spearman Genre risqueperte

Pour les variables « Genre » et « risqueperte »
Coefficient de corrélation de rang de Spearman (rho) = 0.45601228
Sous l'hypothèse nulle d'absence de corrélation :
 $t(603) = 12.5822$, avec une p. critique bilatérale 0.0000

? spearman Genre accepterisque

Pour les variables « Genre » et « accepterisque »
Coefficient de corrélation de rang de Spearman (rho) = 0.38273023
Sous l'hypothèse nulle d'absence de corrélation :
 $t(603) = 10.1729$, avec une p. critique bilatérale 0.0000

? **spearman** Genre perte0gain1

Pour les variables « Genre » et « perte0gain1 »
Coefficient de corrélation de rang de Spearman (rho) = 0.21649029
Sous l'hypothèse nulle d'absence de corrélation :
 $t(603) = 5.44528$, avec une p. critique bilatérale 0.0000

Données issues de GRETl

Age

? **spearman** Age aversionperte

Pour les variables « Age » et « aversionperte »
Coefficient de corrélation de rang de Spearman (rho) = 0.13714054
Sous l'hypothèse nulle d'absence de corrélation :
 $t(486) = 3.05216$, avec une p. critique bilatérale 0.0024

? **spearman** Age surourisque0

Pour les variables « Age » et « surourisque0 »
Coefficient de corrélation de rang de Spearman (rho) = -0.06092368
Sous l'hypothèse nulle d'absence de corrélation :
 $t(556) = -1.43923$, avec une p. critique bilatérale 0.1506

? **spearman** Age risqueperte

Pour les variables « Age » et « risqueperte »
Coefficient de corrélation de rang de Spearman (rho) = 0.07794016
Sous l'hypothèse nulle d'absence de corrélation :
 $t(556) = 1.84341$, avec une p. critique bilatérale 0.0658

? **spearman** Age accepterisque

Pour les variables « Age » et « accepterisque »
Coefficient de corrélation de rang de Spearman (rho) = 0.03149380
Sous l'hypothèse nulle d'absence de corrélation :
 $t(556) = 0.742981$, avec une p. critique bilatérale 0.4578

? **spearman** Age perte0gain1

Pour les variables « Age » et « perte0gain1 »
Coefficient de corrélation de rang de Spearman (rho) = -0.08372221
Sous l'hypothèse nulle d'absence de corrélation :
 $t(556) = -1.9811$, avec une p. critique bilatérale 0.0481

Données issues de GRETl

11. Tableau de contingence – Hypothèse n°2

Aversion à la perte

Tableau de contingence de Genre (lignes) vs aversionperte (colonnes)

	[0]	[1]	TOT.
[0]	70.8%	42.8%	45.4%
[1]	29.2%	57.2%	54.6%
TOTAL	48	479	527

78 valeurs manquantes

Test Khi-deux de Pearson = 13.8364 (ddl = 1, p. critique = 0.000199432)

Test de Fisher exact:

Left: P-value = 0.999951
Right: P-value = 0.000169347
2-Tail: P-value = 0.000223856

Données issues de GRET

Risque accepté

Tableau de contingence de Genre (lignes) vs accepterisque (colonnes)

	[0]	[1]	TOT.
[0]	62.7%	24.7%	44.0%
[1]	37.3%	75.3%	56.0%
TOTAL	306	299	605

Test Khi-deux de Pearson = 88.6219 (ddl = 1, p. critique = 4.77976e-21)

Test de Fisher exact:

Left: P-value = 1
Right: P-value = 1.53022e-21
2-Tail: P-value = 2.9834e-21

Données issues de GRET

Perte ou gain

Tableau de contingence de Genre (lignes) vs perte0gain1 (colonnes)

	[0]	[1]	TOT.
[0]	49.5%	23.0%	44.0%
[1]	50.5%	77.0%	56.0%
TOTAL	479	126	605

Test Khi-deux de Pearson = 28.3552 (ddl = 1, p. critique = 1.00977e-07)

Test de Fisher exact:

Left: P-value = 1
Right: P-value = 4.17616e-08
2-Tail: P-value = 6.48121e-08

Données issues de GRET

Risque de perte

Tableau de contingence de Genre (lignes) vs risqueperte (colonnes)

	[1]	[2]	[3]	[4]	TOT.
[0]	97.8%	60.0%	30.9%	3.6%	44.0%
[1]	2.2%	40.0%	69.1%	96.4%	56.0%
TOTAL	45	220	285	55	605

Test Khi-deux de Pearson = 131.981 (ddl = 3, p. critique = 2.0239e-28)

*Données issues de GRET*L

Investissement sur ou risqué

Tableau de contingence de Genre (lignes) vs surourisque0 (colonnes)

	[0]	[1]	TOT.
[0]	32.5%	47.8%	44.0%
[1]	67.5%	52.2%	56.0%
TOTAL	151	454	605

Test Khi-deux de Pearson = 10.8332 (ddl = 1, p. critique = 0.000996982)

Test de Fisher exact:

Left: P-value = 0.000629601
 Right: P-value = 0.999686
 2-Tail: P-value = 0.00124789

*Données issues de GRET*L

12. Calcul GRET – Hypothèse n°2

Aversion à la perte

Variable dépendante: aversionperte
 Écarts-types basés sur la matrice hessienne

	coefficient	éc. type	z	p. critique	
const	-4.70483	2.00740	-2.344	0.0191	**
Genre	1.28748	0.339665	3.790	0.0002	***
Age	0.299339	0.0944109	3.171	0.0015	***

Moyenne var. dép.	0.901639	Éc. type var. dép.	0.298107
R2 de McFadden	0.079081	R2 ajusté	0.059958
Log de vraisemblance	-144.4695	Critère d'Akaike	294.9389
Critère de Schwarz	307.5099	Hannan-Quinn	299.8769

Test du ratio de vraisemblance: Khi-deux(2) = 24.8118 [0.0000]

*Régression logistique issue de GRET*L

Perte ou gain

Variable dépendante: perte0gain1
 Écarts-types basés sur la matrice hessienne

	coefficient	éc. type	z	p. critique
const	-0.148144	1.17293	-0.1263	0.8995
Genre	1.09353	0.235014	4.653	3.27e-06 ***
Age	-0.0867855	0.0535440	-1.621	0.1051
Moyenne var. dép.	0.207885	Éc. type var. dép.	0.406158	
R2 de McFadden	0.047277	R2 ajusté	0.036758	
Log de vraisemblance	-271.7328	Critère d'Akaike	549.4656	
Critère de Schwarz	562.4387	Hannan-Quinn	554.5321	

Test du ratio de vraisemblance: Khi-deux(2) = 26.9681 [0.0000]

Régression logistique issue de GRETl

Risque de perte

Variable dépendante: risqueperte
 Écarts-types basés sur la matrice hessienne

	coefficient	éc. type	z	p. critique
Genre	1.86333	0.181808	10.25	1.20e-24 ***
Age	0.114277	0.0430502	2.655	0.0079 ***
cut1	0.573463	0.946847	0.6057	0.5447
cut2	3.17607	0.950487	3.342	0.0008 ***
cut3	6.19964	0.983477	6.304	2.90e-10 ***
Moyenne var. dép.	2.587814	Éc. type var. dép.	0.745058	
R2 de McFadden	0.192555	R2 ajusté	0.189680	
Log de vraisemblance	-561.7063	Critère d'Akaike	1133.413	
Critère de Schwarz	1155.034	Hannan-Quinn	1141.857	

Test du ratio de vraisemblance: Khi-deux(2) = 267.906 [0.0000]

Régression logistique ordinaire issue de GRETl

Investissement sur ou risqué

Variable dépendante: surourisque0
 Écarts-types basés sur la matrice hessienne

	coefficient	éc. type	z	p. critique	
const	3.35082	1.10150	3.042	0.0023	***
Genre	-0.533512	0.203245	-2.625	0.0087	***
Age	-0.0886414	0.0496285	-1.786	0.0741	*
Moyenne var. dép.	0.750896	Éc. type var. dép.		0.432882	
R2 de McFadden	0.016165	R2 ajusté		0.006587	
Log de vraisemblance	-308.1692	Critère d'Akaike		622.3385	
Critère de Schwarz	635.3116	Hannan-Quinn		627.4049	

Test du ratio de vraisemblance: Khi-deux(2) = 10.1265 [0.0063]

Régression logistique issue de GRETl

Risque accepté

Variable dépendante: accepterisque
 Écarts-types basés sur la matrice hessienne

	coefficient	éc. type	z	p. critique	
const	-2.08089	1.01997	-2.040	0.0413	**
Genre	1.50516	0.183587	8.199	2.43e-16	***
Age	0.0556312	0.0462143	1.204	0.2287	
Moyenne var. dép.	0.492832	Éc. type var. dép.		0.500397	
R2 de McFadden	0.094833	R2 ajusté		0.087075	
Log de vraisemblance	-350.0451	Critère d'Akaike		706.0901	
Critère de Schwarz	719.0632	Hannan-Quinn		711.1566	

Test du ratio de vraisemblance: Khi-deux(2) = 73.3475 [0.0000]

Régression logistique issue de GRETl

13. Corrélation de Spearman – Hypothèse n°3

? spearman troupeau influenceur

Pour les variables « troupeau » et « influenceur »
Coefficient de corrélation de rang de Spearman (rho) = 0.12441841
Sous l'hypothèse nulle d'absence de corrélation :
 $t(603) = 3.07915$, avec une p. critique bilatérale 0.0022

? spearman troupeau interetcrypto

Pour les variables « troupeau » et « interetcrypto »
Coefficient de corrélation de rang de Spearman (rho) = 0.08109234
Sous l'hypothèse nulle d'absence de corrélation :
 $t(603) = 1.99789$, avec une p. critique bilatérale 0.0462

? spearman troupeau investcrypto

Pour les variables « troupeau » et « investcrypto »
Coefficient de corrélation de rang de Spearman (rho) = 0.04424019
Sous l'hypothèse nulle d'absence de corrélation :
 $t(603) = 1.08743$, avec une p. critique bilatérale 0.2773

? spearman troupeau investapresconseilsinfluenceur

Pour les variables « troupeau » et « investapresconseilsinfluenceur »
Coefficient de corrélation de rang de Spearman (rho) = 0.10189148
Sous l'hypothèse nulle d'absence de corrélation :
 $t(603) = 2.51514$, avec une p. critique bilatérale 0.0122

? spearman troupeau heurdispo

Pour les variables « troupeau » et « heurdispo »
Coefficient de corrélation de rang de Spearman (rho) = 0.19862199
Sous l'hypothèse nulle d'absence de corrélation :
 $t(603) = 4.97652$, avec une p. critique bilatérale 0.0000

? spearman heurdispo influenceur

Pour les variables « heurdispo » et « influenceur »
Coefficient de corrélation de rang de Spearman (rho) = 0.12297264
Sous l'hypothèse nulle d'absence de corrélation :
 $t(603) = 3.04282$, avec une p. critique bilatérale 0.0024

```
? spearman heurdispo interetcrypto
```

Pour les variables « heurdispo » et « interetcrypto »
Coefficient de corrélation de rang de Spearman (rho) = 0.05577146
Sous l'hypothèse nulle d'absence de corrélation :
 $t(603) = 1.37166$, avec une p. critique bilatérale 0.1707

```
? spearman heurdispo investcrypto
```

Pour les variables « heurdispo » et « investcrypto »
Coefficient de corrélation de rang de Spearman (rho) = 0.03472157
Sous l'hypothèse nulle d'absence de corrélation :
 $t(603) = 0.853139$, avec une p. critique bilatérale 0.3939

```
? spearman heurdispo investapresconseilsinfluenceur
```

Pour les variables « heurdispo » et « investapresconseilsinfluenceur »
Coefficient de corrélation de rang de Spearman (rho) = 0.01917342
Sous l'hypothèse nulle d'absence de corrélation :
 $t(603) = 0.47091$, avec une p. critique bilatérale 0.6379

Corrélations de Spearman issues de GRETL

14. Tableau de contingence – Hypothèse n°3

- Avec le fait de suivre un influenceur sur les réseaux sociaux

Tableau de contingence de troupeau (lignes) vs influenceur (colonnes)

	[0]	[1]	TOT.
[0]	32.5%	21.4%	27.4%
[1]	67.5%	78.6%	72.6%
TOTAL	329	276	605

Test Khi-deux de Pearson = 9.36536 (ddl = 1, p. critique = 0.00221124)

Test de Fisher exact:

Left: P-value = 0.999241
Right: P-value = 0.00141687
2-Tail: P-value = 0.00250489

Données issues de GRETL

Tableau de contingence de heurdispo (lignes) vs influenceur (colonnes)

	[0]	[1]	TOT.
[0]	8.8%	2.9%	6.1%
[1]	91.2%	97.1%	93.9%
TOTAL	329	276	605

Test Khi-deux de Pearson = 9.14897 (ddl = 1, p. critique = 0.00248858)

Test de Fisher exact:

Left: P-value = 0.999532
Right: P-value = 0.00166766
2-Tail: P-value = 0.00326428

Données issues de GRETl

- Avec le fait d'investir à la suite d'un conseil d'un influenceur sur les réseaux sociaux

Tableau de contingence de troupeau (lignes) vs investapresconseilsinfluenceur (colonnes)

	[0]	[1]	TOT.
[0]	29.7%	18.1%	27.4%
[1]	70.3%	81.9%	72.6%
TOTAL	489	116	605

Test Khi-deux de Pearson = 6.28103 (ddl = 1, p. critique = 0.0122037)

Test de Fisher exact:

Left: P-value = 0.996562
Right: P-value = 0.00706612
2-Tail: P-value = 0.0147109

Données issues de GRETl

Tableau de contingence de heurdispo (lignes) vs investapresconseilsinfluenceur

	[0]	[1]	TOT.
[0]	6.3%	5.2%	6.1%
[1]	93.7%	94.8%	93.9%
TOTAL	489	116	605

Test Khi-deux de Pearson = 0.22241 (ddl = 1, p. critique = 0.63721)

Test de Fisher exact:

Left: P-value = 0.746912
Right: P-value = 0.413724
2-Tail: P-value = 0.829515

Données issues de GRETl

- Avec le fait d'être intéressé par les cryptomonnaies

Tableau de contingence de troupeau (lignes) vs interetcrypto (colonnes)

	[0]	[1]	TOT.
[0]	31.0%	23.7%	27.4%
[1]	69.0%	76.3%	72.6%
TOTAL	310	295	605

Test Khi-deux de Pearson = 3.97846 (ddl = 1, p. critique = 0.0460857)

Test de Fisher exact:

Left: P-value = 0.98164
 Right: P-value = 0.0283406
 2-Tail: P-value = 0.0554502

Données issues de GRET

Tableau de contingence de heurdispo (lignes) vs interetcrypto (colonnes)

	[0]	[1]	TOT.
[0]	7.4%	4.7%	6.1%
[1]	92.6%	95.3%	93.9%
TOTAL	310	295	605

Test Khi-deux de Pearson = 1.88183 (ddl = 1, p. critique = 0.170127)

Test de Fisher exact:

Left: P-value = 0.939126
 Right: P-value = 0.114369
 2-Tail: P-value = 0.179168

Données issues de GRET

- Avec le fait d'investir réellement dans les cryptomonnaies

Tableau de contingence de troupeau (lignes) vs investcrypto (colonnes)

	[0]	[1]	TOT.
[0]	28.6%	24.0%	27.4%
[1]	71.4%	76.0%	72.6%
TOTAL	455	150	605

Test Khi-deux de Pearson = 1.1841 (ddl = 1, p. critique = 0.276522)

Test de Fisher exact:

Left: P-value = 0.884443
 Right: P-value = 0.162946
 2-Tail: P-value = 0.293127

Données issues de GRET

Tableau de contingence de heurdispo (lignes) vs investcrypto (colonnes)

	[0]	[1]	TOT.
[0]	6.6%	4.7%	6.1%
[1]	93.4%	95.3%	93.9%
TOTAL	455	150	605

Test Khi-deux de Pearson = 0.729381 (ddl = 1, p. critique = 0.393084)

Test de Fisher exact:

Left: P-value = 0.854286
 Right: P-value = 0.261192
 2-Tail: P-value = 0.555189

Données issues de GRET

15. Calcul GRET – Hypothèse n°3

Biais du troupeau

Variable dépendante: troupeau
 Écarts-types basés sur la matrice hessienne

	coefficient	éc. type	z	p. critique	
const	0.648237	0.132634	4.887	1.02e-06	***
influenceur	0.498416	0.213086	2.339	0.0193	**
investapresconse~	0.619151	0.309461	2.001	0.0454	**
interetcrypto	0.258500	0.231426	1.117	0.2640	
investcrypto	-0.468910	0.308393	-1.520	0.1284	
Moyenne var. dép.	0.725620	Éc. type var. dép.		0.446571	
R2 de McFadden	0.021120	R2 ajusté		0.007055	
Log de vraisemblance	-347.9702	Critère d'Akaike		705.9404	
Critère de Schwarz	727.9665	Hannan-Quinn		714.5115	

Test du ratio de vraisemblance: Khi-deux(4) = 15.0156 [0.0047]

Régression logistique issue de GRET

Heuristique de disponibilité

Écarts-types basés sur la matrice hessienne

	coefficient	éc. type	z	p. critique	
const	1.97696	0.228418	8.655	4.93e-18	***
influenceur	0.409547	0.501395	0.8168	0.4140	
interetcrypto	-0.639966	0.432891	-1.478	0.1393	
apprentissageyou~	1.81144	0.494207	3.665	0.0002	***
Moyenne var. dép.	0.938843	Éc. type var. dép.		0.239816	
R2 de McFadden	0.091225	R2 ajusté		0.062497	
Log de vraisemblance	-126.5326	Critère d'Akaike		261.0651	
Critère de Schwarz	278.6861	Hannan-Quinn		267.9221	

Régression logistique issue de GRET

Bibliographie

1. Articles scientifiques

A new paradigm for practical application of behavioral finance: creating investment programs based on personality type and gender to produce better investment outcomes. (2004). In *The Journal of Wealth Management*.

<https://citeseerx.ist.psu.edu/document?repid=rep1&type=pdf&doi=9df330b814ec9715b19d03c878dc20fe49746b43>

Agresti, A. (2010). *Analysis of ordinal categorical data*. John Wiley & Sons.

Agresti, A. (2019). Statistical Methods for the Social Sciences (5th ed.). Pearson.

Andreu, L., Ortiz, C., & Sarto, J. L. (2009). Herding behaviour in strategic asset allocations: new approaches on quantitative and intertemporal imitation. *Applied Financial Economics*, 19(20), 1649–1659. <https://doi.org/10.1080/09603100903018786>

Aren, S., & Zengin, A. N. (2016). Influence of Financial Literacy and Risk Perception on Choice of Investment. *Procedia, Social and Behavioral Sciences*, 235, 656–663. <https://doi.org/10.1016/j.sbspro.2016.11.047>

Ariely, D., Huber, J., & Wertenbroch, K. (2005). When Do Losses Loom Larger than Gains? *Journal of Marketing Research*, 42(2), 134–138. <https://doi.org/10.1509/jmkr.42.2.134.62283>

Arlen, J., & Tontrup, S. (2016). STRATEGIC BIAS SHIFTING: HERDING AS a BEHAVIORALLY RATIONAL RESPONSE TO REGRET AVERSION. *Journal of Law and Economics*, 7(2), 517–518. <https://doi.org/10.1093/jla/lav014>

Auer, R., & Tercero-Lucas, D. (2022). Distrust or speculation? The socioeconomic drivers of U.S. cryptocurrency investments. *Journal of Financial Stability*, 62, 101066-. <https://doi.org/10.1016/j.jfs.2022.101066>

Badshah, W., Irshad, S., & Hakam, U. (2016). Effect of Representativeness Bias on Investment Decision Making. *Management and Administrative Sciences Review*, 5(1), 26–30. <https://www.researchgate.net/publication/328996161>

Bajtelsmit, V. L., & Bernasek, A. (1997). Why Do Women Invest Differently than Men? *SSRN*

Baker, H. K., & Nofsinger, J. R. (2002). Psychological biases of investors. *Financial Services Review (Greenwich, Conn.)*, 11(2), 97-.

Baker, H. K., & Ricciardi, V. (2015). *Understanding Behavioral Aspects of Financial Planning and Investing*. *Journal of Financial Planning*, 28(3), 22–28.

Baker, H. Kent and Filbeck, Greg and Ricciardi, Victor, How Behavioural Biases Affect Finance Professionals (January 2017). The European Financial Review, December-January 2017, pp. 25-29, Available at SSRN: <https://ssrn.com/abstract=2899214>

Baker, M., & Wurgler, J. (2007). Investor sentiment in the stock market. *Journal of Economic Perspectives*, 21(2), 129–152. <https://doi.org/10.1257/jep.21.2.129>

Banerjee, A. V. (1992). A Simple Model of Herd Behavior. *The Quarterly Journal of Economics*, 107(3), 797–817. <https://doi.org/10.2307/2118364>

- Barber, B. M., & Odean, T. (2001). Boys will be Boys: Gender, Overconfidence, and Common Stock Investment. *The Quarterly Journal of Economics*, 116(1), 261–292. <https://doi.org/10.1162/003355301556400>
- Barberis, N. (2013). Psychology and the financial crisis of 2007–2008. *Financial innovation: too much or too little*, 15–28.
- Barberis, N., & Thaler, R. (2003). A survey of behavioral finance. In *Handbook of the Economics of Finance*, 1, 1053–1128. Elsevier. [https://doi.org/10.1016/S1574-0102\(03\)01027-6](https://doi.org/10.1016/S1574-0102(03)01027-6)
- Barberis, N., Shleifer, A., & Vishny, R. (1998). A model of investor sentiment. *Journal of Financial Economics*, 49(3), 307–343. [https://doi.org/10.1016/S0304-405X\(98\)00027-0](https://doi.org/10.1016/S0304-405X(98)00027-0)
- Baur, D. G., Hong, K., & Lee, A. D. (2018). Bitcoin: Medium of exchange or speculative assets? *Journal of International Financial Markets, Institutions & Money*, 54, 177–189. <https://doi.org/10.1016/j.intfin.2017.12.004>
- Beal, D. J., & Delpachitra, S. B. (2003). Financial literacy among Australian university students. *Economic Papers (Economic Society of Australia)*, 22(1), 65–78. <https://doi.org/10.1111/j.1759-3441.2003.tb00337.x>
- Becchetti, L., Caiazza, S., & Coviello, D. (2013). Financial education and investment attitudes in high schools: evidence from a randomized experiment. *Applied Financial Economics*, 23(10), 817–836. <https://doi.org/10.1080/09603107.2013.767977>
- Bekiros, S., Jlassi, M., Lucey, B., Naoui, K., & Uddin, G. S. (2017). Herding behavior, market sentiment and volatility: Will the bubble resume? *The North American Journal of Economics and Finance*, 42, 107–131. <https://doi.org/10.1016/j.najef.2017.07.005>
- Ben-David, I., Berkelaar, A., & Prabhala, N. (2013). *Behavioral finance: The role of psychological biases*. In *Handbook of the Economics of Finance*, Volume 2B.
- Benartzi, S., & Thaler, R. H. (1995). Myopic loss aversion and the equity premium puzzle. *The Quarterly Journal of Economics*, 110(1), 73–92. <https://doi.org/10.2307/2118511>
- Benítez-Márquez, M. D., Sánchez-Teba, E. M., Bermúdez-González, G., & Núñez-Rydman, E. S. (2022). Generation Z Within the Workforce and in the workplace: A Bibliometric analysis. *Frontiers in Psychology*, 12. <https://doi.org/10.3389/fpsyg.2021.736820>
- Beshears, J., Choi, J. J., Laibson, D., & Madrian, B. (2009). *How Does Simplified Disclosure Affect Individuals' Mutual Fund Choices?*
- BESHEARS, J., CHOI, J. J., LAIBSON, D., & MADRIAN, B. C. (2011). Behavioral economics perspectives on public sector pension plans. *Journal of Pension Economics & Finance*, 10(2), 315–336. <https://doi.org/10.1017/S1474747211000114>
- Bethlehem, J. (2010). Selection bias in web surveys. *International Statistical Review*, 78(2), 161–188. <https://doi.org/10.1111/j.1751-5823.2010.00112.x>
- Bhalerao, S., & Kadam, P. (2010). Sample size calculation. *International Journal of Ayurveda Research*, 1(1), 55–57. <https://doi.org/10.4103/0974-7788.59946>
- Bikhchandani, S., & Sharma, S. (2000). Herd behavior in financial markets. *IMF Staff Papers*, 47(3), 279–310. <https://www.jstor.org/stable/3867650>

Bikhchandani, S., Hirshleifer, D., & Welch, I. (1992). A theory of fads, fashion, custom, and cultural change as informational cascades. *Journal of Political Economy*, 100(5), 992–1026. <https://doi.org/10.1086/261849>

Bikhchandani, S., Hirshleifer, D., & Welch, I. (1998). Learning from the Behavior of Others: Conformity, Fads, and Informational Cascades. *The Journal of Economic Perspectives*, 12(3), 151–170. <https://doi.org/10.1257/jep.12.3.151>

Blavatskyy, P. R. (2011). Loss aversion. *Economic Theory*, 46(1), 127–148. <https://www.jstor.org/stable/41485809>

Bohl, M. T., Branger, N., & Trede, M. (2017). The case for herding is stronger than you think. *Journal of Banking & Finance*, 85, 30–40. <https://doi.org/10.1016/j.jbankfin.2017.08.006>

Bordalo, P., Gennaioli, N., & Shleifer, A. (2020). *Memory, Attention, and Choice*. *Quarterly Journal of Economics*, 135(3), 1399–1442. <https://doi.org/10.1093/qje/qjaa013>

Brace, I. (2018). Questionnaire design: How to plan, structure and write survey material for effective market research (4th ed.). Kogan Page.

Broihanne, M., & Capelle-Blancard, G. (2018). Richard Thaler ou comment la finance est devenue comportementale. *Revue D'Économie Politique*, Vol. 128(4), 549–574. <https://doi.org/10.3917/redp.284.0549>

Broihanne, M., Merli, M., & Roger, P. (2005). Le comportement des investisseurs individuels. *Revue Française De Gestion*, 31(157), 145–168. <https://doi.org/10.3166/rfg.157.145-168>

Broihanne, M., Merli, M., & Roger, P. (2014). Overconfidence, risk perception and the risk-taking behavior of finance professionals. *Finance Research Letters*, 11(2), 64–73. <https://doi.org/10.1016/j.frl.2013.11.002>

Bryman, A. (2016). *Social research methods* (5th ed.). Oxford University Press.

Button, K. S., Ioannidis, J. P. A., Mokrysz, C., Nosek, B. A., Flint, J., Robinson, E. S. J., & Munafò, M. R. (2013). Power failure: why small sample size undermines the reliability of neuroscience. *Nature Reviews Neuroscience*, 14(6), 442-. <https://doi.org/10.1038/nrn3502>

Byrnes, J. P., Miller, D. C., & Schafer, W. D. (1999). Gender Differences in Risk Taking: A Meta-Analysis. *Psychological Bulletin*, 125(3), 367–383. <https://doi.org/10.1037/0033-2909.125.3.367>

CADET, B. , CHOSSIÈRE, J. , BERTHELIER, I. & ÉCOLASSE, M. (1995). Heuristiques et effets cognitifs dans l'évaluation du risque. *Canadian Journal of Experimental Psychology*, 49 (1), 61-79. doi: 10.1037/1196-1961.49.1.61.

Campbell, D. T., & Stanley, J. C. (2015). *Experimental and quasi-experimental designs for research*. Ravenio books.

Campbell, S. D., & Sharpe, S. A. (2009). Anchoring bias in consensus forecasts and its effect on market prices. *The Journal of Financial and Quantitative Analysis*, 44(2), 369–390. <https://www.jstor.org/stable/40505928>

Carpena, F., & Zia, B. (2020). The causal mechanism of financial education: Evidence from mediation analysis. *Journal of Economic Behavior & Organization*, 177, 143–184. <https://doi.org/10.1016/j.jebo.2020.05.001>

Caumont, D. et Réthoré, C. (2023). Les Études de Marché - 6e Éd. (6e éd.). Dunod.

Cen, L., Hilary, G., & Wei, J. (2013). The Role of Anchoring Bias in the Equity Market: Evidence from Analysts' Earnings Forecasts and Stock Returns. *The Journal of Financial and Quantitative Analysis*, 48(1), 47–76. <https://www.jstor.org/stable/43303792>

Chang, E. C., Cheng, J. W., & Khorana, A. (2000). An examination of herd behavior in equity markets: An international perspective. *Journal of Banking & Finance*, 24(10), 1651–1679. [https://doi.org/10.1016/S0378-4266\(99\)00096-5](https://doi.org/10.1016/S0378-4266(99)00096-5)

Chardonnens, S. (2025). Adapting educational practices for Generation Z: integrating metacognitive strategies and artificial intelligence. *Frontiers in Education*, 10. <https://doi.org/10.3389/feduc.2025.1504726>

Charles, A., & Kasilingam, R. (2015). Impact of heuristics on investors' investment personality. *FIIB Business Review*, 4(4), 64–70. <https://doi.org/10.1177/2455265820150410>

Charness, G., & Gneezy, U. (2011). Strong evidence for gender differences in risk taking. *Journal of Economic Behavior & Organization*, 83(1), 50–58. <https://doi.org/10.1016/j.jebo.2011.06.007>

Charness, G., & Gneezy, U. (2012). Strong Evidence for Gender Differences in Risk Taking. *Journal of Economic Behavior & Organization*, 83(1), 50–58. <https://doi.org/10.1016/j.jebo.2011.06.007>

Chen, H., & Volpe, R. P. (1998). An analysis of personal financial literacy among college students. *Financial Services Review (Greenwich, Conn.)*, 7(2), 107–128. [https://doi.org/10.1016/S1057-0810\(99\)80006-7](https://doi.org/10.1016/S1057-0810(99)80006-7)

Chen, M.-H., Chen, B. H., & Chi, C. G. (2019). Socially responsible investment by generation Z: a cross-cultural study of Taiwanese and American investors. *Journal of Hospitality Marketing & Management*, 28(3), 334–350. <https://doi.org/10.1080/19368623.2019.1525690>

Chui, P. M. W. (2001). An Experimental Study of the Disposition Effect: Evidence From Macau. *Journal of Psychology & Financial Markets*, 2(4), 216–222. https://doi.org/10.1207/S15327760JPFM0204_6

Cialdini, R. B., Ph. D. (n.d.). Influence: The Psychology of Persuasion [Book]. In *Influence*. <https://ia600400.us.archive.org/5/items/ThePsychologyOfPersuasion/The%20Psychology%20of%20Persuasion.pdf>

Cochran, W. G. (1954). Some Methods for Strengthening the Common χ^2 Tests. *Biometrics*, 10(4), 417–451.

Cochran, W. G. (1977). *Sampling techniques*. John Wiley & Sons.

Cohen, J. (2013). Statistical Power Analysis for the Behavioral Sciences. In Routledge eBooks. <https://doi.org/10.4324/9780203771587> First published 1988.

Croson, R., & Gneezy, U. (2009). Gender Differences in Preferences. *Journal of Economic Literature*, 47(2), 448–474. <https://doi.org/10.1257/jel.47.2.448>

Cude, B. J., et al. (2006). *College students and financial literacy: What they know and what we need to learn*. Eastern Family Economics and Resource Management Association.

D, M. D., & Jayabalan, J. (2024). Exploring the Impact of Financial Literacy on Investment Behavior among College Students. *Shanlax International Journal of Management*, 11(S1-Mar), 44–50. <https://doi.org/10.34293/management.v11is1-mar.8057>

Da Costa, N., Goulart, M., Cupertino, C., Macedo, J., & Da Silva, S. (2013). The disposition effect and investor experience. *Journal of Banking & Finance*, 37(5), 1669–1675. <https://doi.org/10.1016/j.jbankfin.2012.12.007>

Daniel, K., Hirshleifer, D., & Subrahmanyam, A. (1998). Investor Psychology and Security Market Under- and Overreactions. *The Journal of Finance (New York)*, 53(6), 1839–1885. <https://doi.org/10.1111/0022-1082.00077>

De Bondt, W. F., & Thaler, R. H. (1995). Chapter 13 Financial decision-making in markets and firms: A behavioral perspective. In *Handbooks in operations research and management science* (pp. 385–410). [https://doi.org/10.1016/s0927-0507\(05\)80057-x](https://doi.org/10.1016/s0927-0507(05)80057-x)

De Leeuw, E. D., Hox, J., & Dillman, D. (2012). *International handbook of survey methodology*. Routledge.

DeVellis, R. F., & Thorpe, C. T. (2021). *Scale development: Theory and applications*. Sage publications.

Devenow, A., & Welch, I. (1996). Rational herding in financial economics. *European Economic Review*, 40(3), 603–615. [https://doi.org/10.1016/0014-2921\(95\)00073-9](https://doi.org/10.1016/0014-2921(95)00073-9)

Dierick, N., Heyman, D., Inghelbrecht, K., & Stieperaere, H. (2019). Financial attention and the disposition effect. *Journal of Economic Behavior & Organization*, 163, 190–217. <https://doi.org/10.1016/j.jebo.2019.04.019>

Dillman, D. A., Smyth, J. D., & Christian, L. M. (2014). *Internet, phone, mail, and mixed-mode surveys: The tailored design method* (4th ed.). Wiley.

Dorn, D., & Huberman, G. (2005). Talk and Action: What individual investors say and what they do. *European Finance Review*, 9(4), 437–481. <https://doi.org/10.1007/s10679-005-4997-z>

Eber, N. (2020). Chapitre 2. Biais et heuristiques. La psychologie économique & financière Comment la psychologie impacte nos décisions (p. 23-47). De Boeck Supérieur. <https://shs.cairn.info/la-psychologie-economique-et-financiere--9782807326378-page-23?lang=fr>.

Eckel, C. C., & Grossman, P. J. (2008). Chapter 113 Men, Women and Risk Aversion: Experimental evidence. In *Handbook of experimental economics results* (pp. 1061–1073). [https://doi.org/10.1016/s1574-0722\(07\)00113-8](https://doi.org/10.1016/s1574-0722(07)00113-8)

Electronic Journal. <https://doi.org/10.2139/ssrn.2238>

Elhussein, N. H. A., & Abdelgadir, J. N. A. (2020, December 27). *Behavioral bias in individual investment decisions: Is it a common phenomenon in stock markets?* Elhussein | International Journal of Financial Research.

<https://www.sciedu.ca/journal/index.php/ijfr/article/view/19582/11965>

Elkatmiş, M. (2024). Examination of social media usage habits of generation Z. *Frontiers in Psychology*, 15. <https://doi.org/10.3389/fpsyg.2024.1370823>

Epley, N., & Gilovich, T. (2006). The Anchoring-and-Adjustment heuristic: Why the adjustments are insufficient. *Psychological Science*, 17(4), 311–318. <https://www.jstor.org/stable/40064539>

Epley, N., & Gilovich, T. (2010). Anchoring unbound. *Journal of Consumer Psychology*, 20(1), 20–24. <https://www.jstor.org/stable/27821069>

Etikan, I., Musa, S. A., & Alkassim, R. S. (2016). Comparison of convenience sampling and purposive sampling. *American journal of theoretical and applied statistics*, 5(1), 1-4.

Exploring the Impact of Financial Literacy on Investment Behavior among College Students. (n.d.). *Shanlax International Journal of Management*. <https://doi.org/10.34293/management.v11is1-mar.8057>

Fama, E. F. (1970). EFFICIENT CAPITAL MARKETS: A REVIEW OF THEORY AND EMPIRICAL WORK. *The Journal of Finance (New York)*, 25(2), 383–417. <https://doi.org/10.1111/j.1540-6261.1970.tb00518.x>

Fenton-O'Creevy, M., Soane, E., Nicholson, N., & Willman, P. (2011). Thinking, feeling and deciding: The influence of emotions on the decision making and performance of traders. *Journal of Organizational Behavior*, 32(8), 1044–1061. <https://doi.org/10.1002/job.720>

Fernandes, D., Lynch, J. G., & Netemeyer, R. G. (2014). Financial Literacy, Financial Education, and Downstream Financial Behaviors. *Management Science*, 60(8), 1861–1883. <https://doi.org/10.1287/mnsc.2013.1849>

Field, A. (2024). *Discovering statistics using IBM SPSS statistics*. Sage publications limited.

Firth, J., Torous, J., Stubbs, B., Firth, J. A., Steiner, G. Z., Smith, L., Alvarez-Jimenez, M., Gleeson, J., Vancampfort, D., Armitage, C. J., & Sarris, J. (2019). The “online brain”: how the Internet may be changing our cognition. *World Psychiatry*, 18(2), 119–129. <https://doi.org/10.1002/wps.20617>

Fisch, C. (2018). Initial coin offerings (ICOs) to finance new ventures. *Journal of Business Venturing*, 34(1), 1–22. <https://doi.org/10.1016/j.jbusvent.2018.09.007>

Fischbacher, U., Hoffmann, G., & Schudy, S. (2017). The causal effect of Stop-Loss and Take-Gain orders on the disposition effect. *The Review of Financial Studies*, 30(6), 2110–2129. <https://www.jstor.org/stable/26166340>

Fisher, R. A. (1925). *Statistical methods for research workers*. Oliver and Boyd.

Fowler, F. J. (1995). Improving survey questions: Design and evaluation. Sage.

Francis, T., & Hoefel, F. (2018, November 12). ‘True Gen’: Generation Z and its implications for companies. McKinsey & Company. <https://www.mckinsey.com/industries/consumer-packaged-goods/our-insights/true-gen-generation-z-and-its-implications-for-companies>

Furnham, A. (2012). The Psychology of behaviour at work. In *Psychology Press eBooks*. <https://doi.org/10.4324/9780203506974>

Ganassali, S. & IREGE. (2000). LES CARACTERISTIQUES REDACTIONNELLES d' UN QUESTIONNAIRE EFFICACE : FONDEMENTS ET PRATIQUES. In *Université De Savoie – U.F.R - A.T.E. - I.U.P. D'Annecy*. <https://archives.marketing-trends-congress.com/2005/Materiali/Paper/Fr/GANASSALI.pdf>

García, M. J. R. (2011). FINANCIAL EDUCATION AND BEHAVIORAL FINANCE: NEW INSIGHTS INTO THE ROLE OF INFORMATION IN FINANCIAL DECISIONS. *Journal of Economic Surveys*, 27(2), 297–315. <https://doi.org/10.1111/j.1467-6419.2011.00705.x>

Gervais, S., & Odean, T. (2001). Learning to Be Overconfident. *The Review of Financial Studies*, 14(1), 1–27. <https://doi.org/10.1093/rfs/14.1.1>

Gigerenzer, G., & Gaissmaier, W. (2011). Heuristic Decision Making. *Annual Review of Psychology*, 62(1), 451–482. <https://doi.org/10.1146/annurev-psych-120709-145346>

Gigerenzer, G., & Hoffrage, U. (1995). How to Improve Bayesian Reasoning Without Instruction: Frequency Formats. *Psychological Review*, 102(4), 684–704. <https://doi.org/10.1037/0033-295X.102.4.684>

Glaser, F., Zimmermann, K., Haferkorn, M., Weber, M. C., Siering, M., & Goethe University, Frankfurt, DE. (2014). BITCOIN - ASSET OR CURRENCY? REVEALING USERS' HIDDEN INTENTIONS. *Twenty Second European Conference on Information Systems, Tel Aviv 2014*. https://www.researchgate.net/profile/Florian-Glaser/publication/286338705_Bitcoin_-

[Asset or currency Revealing users' hidden intentions/links/5a1bbbb2aca272df080f2f07/Bitcoin-Asset-or-currency-Revealing-users-hidden-intentions.pdf](https://asset-or-currency-revealing-users-hidden-intentions.pdf)

Glaser, M., & Weber, M. (2007). Overconfidence and trading volume. *The Geneva Risk and Insurance Review*, 32(1), 1–36. <https://doi.org/10.1007/s10713-007-0003-3>

Glaser, M., Langer, T., & Weber, M. (2007). On the Trend Recognition and Forecasting Ability of Professional Traders. *Decision Analysis*, 4(4), 176–193. <https://doi.org/10.1287/deca.1070.0099>

Goetzmann, W., and M. Massa. 2008. Disposition matters: Volume, volatility and price impact of a behavioral bias. *Journal of Portfolio Management* 34:103-25.

Grable, J. E. (2000). Financial Risk Tolerance and Additional Factors That Affect Risk Taking in Everyday Money Matters. *Journal of Business and Psychology*, 14(4), 625–630. <https://doi.org/10.1023/A:1022994314982>

Grable, J., & Lytton, R. H. (1999). Financial risk tolerance revisited: the development of a risk assessment instrument. *Financial Services Review (Greenwich, Conn.)*, 8(3), 163–181. [https://doi.org/10.1016/S1057-0810\(99\)00041-4](https://doi.org/10.1016/S1057-0810(99)00041-4)

Grable, J., Lytton, R., & O'Neill, B. (2004). Projection Bias and Financial Risk Tolerance. *Journal of Behavioral Finance*, 5(3), 142–147. https://doi.org/10.1207/s15427579jpfm0503_2

Greene, W. H. (2018). *Econometric analysis* (8th ed.). Pearson.

Gujarati, D. N., & Porter, D. C. (2009). *Basic econometrics* (5th ed.). McGraw-Hill/Irwin.

Hair Jr, J. F., Black, W. C., Babin, B. J., & Anderson, R. E. (2010). Multivariate data analysis. In *Multivariate data analysis* (pp. 785-785).

Hauke, J., & Kossowski, T. (2011). Comparison of Values of Pearson's and Spearman's Correlation Coefficients on the Same Sets of Data. *Quaestiones Geographicae*, 30(2), 87–93. <https://doi.org/10.2478/v10117-011-0021-1>

Hayashi, F. (2000). *Econometrics*. Princeton University Press.

Haynes, S. N., Richard, D. C. S., & Kubany, E. S. (1995). Content validity in psychological assessment: A functional approach to concepts and methods. *Psychological Assessment*, 7(3), 238–247. <https://doi.org/10.1037/1040-3590.7.3.238>

Heath, C., Huddart, S., & Lang, M. (1999). Psychological factors and stock option exercise. *The Quarterly Journal of Economics*, 114(2), 601–627. <https://doi.org/10.1162/003355399556089>

Heimer, R. Z. (2016). Peer pressure: social interaction and the disposition effect. *The Review of Financial Studies*, 29(11), 3177–3209. <https://www.jstor.org/stable/44014952>

Hibbert, A. M., Lawrence, E. R., & Prakash, A. J. (2016). The effect of prior investment outcomes on future investment decisions: Is there a gender difference? *Review of Finance*, rfw060. <https://doi.org/10.1093/rof/rfw060>

Hilary, G., & Menzly, L. (2006). Does Past Success Lead Analysts to Become Overconfident? *Management Science*, 52(4), 489–500. <https://doi.org/10.1287/mnsc.1050.0475>

Hirshleifer, D., & Teoh, S. H. (2003). Herd Behaviour and Cascading in Capital Markets: a Review and Synthesis. *European Financial Management*, 9(1), 25–66. <https://doi.org/10.1111/1468-036x.00207>

Hosmer Jr, D. W., Lemeshow, S., & Sturdivant, R. X. (2013). *Applied logistic regression*. John Wiley & Sons.

Hosmer, D. W., Lemeshow, S., & Sturdivant, R. X. (2013). Applied Logistic Regression. In *Wiley series in probability and statistics*. <https://doi.org/10.1002/9781118548387>

Hott, C. (2008). Herding behavior in asset markets. *Journal of Financial Stability*, 5(1), 35–56. <https://doi.org/10.1016/j.jfs.2008.01.004>

Howell, S. T., Niessner, M., & Yermack, D. (2020). Initial Coin Offerings: Financing Growth with Cryptocurrency Token Sales. *The Review of Financial Studies*, 33(9), 3925–3974. <https://doi.org/10.1093/rfs/hhz131>

<https://www.larousse.fr/dictionnaires/francais/%C3%A9sot%C3%A9rique/31011>

<https://www.larousse.fr/dictionnaires/francais/cryptomonnaie/188270>

Hu, Q., Hu, X., & Hou, P. (2022). One Social Media, Distinct Habitus: Generation Z's Social Media Uses and Gratifications and the Moderation Effect of Economic Capital. *Frontiers in Psychology*, 13, 939128–939128. <https://doi.org/10.3389/fpsyg.2022.939128>

Huang T-C, Lin B-H, Yang T-H (2015) Herd behavior and idiosyncratic volatility. *J Bus Res* 68:763–770. <https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2014.11.025>

Huberman, G. (2001). Familiarity Breeds Investment. *The Review of Financial Studies*, 14(3), 659–680. <https://doi.org/10.1093/rfs/14.3.659>

Hwang, S., & Salmon, M. (2004). Market stress and herding. *Journal of Empirical Finance*, 11(4), 585–616. <https://doi.org/10.1016/j.jempfin.2004.04.003>

Ikram, Z. & Capital University of Science & Technology, Islamabad. (2016). An empirical investigation on behavioral determinants, impact on investment decision making, moderating role of locus of control. In *Journal of Poverty, Investment and Development: Vol. Vol.26* (pp. 44–45). <https://core.ac.uk/download/pdf/234695651.pdf>

Jain, J., Walia, N., Gupta, S., Aggarwal, K., & Singh, S. (2021). A fuzzy analytical hierarchy process framework for stock selection in the Indian stock market. *Journal of Public Affairs*, 22(4). <https://doi.org/10.1002/pa.2710>

Janssen, D., Li, J., Qiu, J., & Weitzel, U. (2020). The disposition effect and underreaction to private information. *Journal of Economic Dynamics and Control*, 113, 103856. <https://doi.org/10.1016/j.jedc.2020.103856>

Kahneman, D., & Riepe, M. W. (1998). Aspects of Investor Psychology: Beliefs, Preferences, and Biases Investment Advisors Should Know About. *Journal of Portfolio Management*, 24(4), 52–65. <https://doi.org/10.3905/jpm.1998.409643>

Kahneman, D., & Tversky, A. (1979). Prospect Theory: An Analysis of Decision under Risk. *Econometrica*, 47(2), 263. <https://doi.org/10.2307/1914185>

Kahneman, D., Knetsch, J. L., & Thaler, R. H. (1990). Experimental Tests of the Endowment Effect and the Coase Theorem. *The Journal of Political Economy*, 98(6), 1325–1348. <https://doi.org/10.1086/261737>

Kahneman, D., Knetsch, J. L., & Thaler, R. H. (1991). Anomalies: the endowment effect, loss aversion, and status quo bias. *The Journal of Economic Perspectives*, 5(1), 193–206. <https://www.jstor.org/stable/1942711>

Kaustia, M. (2010). Prospect theory and the disposition effect. *The Journal of Financial and Quantitative Analysis*, 45(3), 791–812. <https://www.jstor.org/stable/40930477>

- Kennedy, P. (2008). *A guide to econometrics*. John Wiley & Sons.
- Keynes, J. M. (1937). The General Theory of Employment. *The Quarterly Journal of Economics*, 51(2). <https://doi.org/10.2307/1882087>
- Klapper, L., & Lusardi, A. (2020). Financial literacy and financial resilience: Evidence from around the world. *Financial Management*, 49(3), 589–614. <https://doi.org/10.1111/fima.12283>
- Klein, A. C. (2013). Time-variations in herding behavior: Evidence from a Markov switching SUR model. *Journal of International Financial Markets Institutions and Money*, 26, 291–304. <https://doi.org/10.1016/j.intfin.2013.06.006>
- Komalasari, P. T., Asri, M., Purwanto, B. M., & Setiyono, B. (2021). Herding behaviour in the capital market: What do we know and what is next? *Management Review Quarterly*, 72(3), 745–787. <https://doi.org/10.1007/s11301-021-00212-1>
- Korniotis, G. M., & Kumar, A. (2011). DO OLDER INVESTORS MAKE BETTER INVESTMENT DECISIONS? *The Review of Economics and Statistics*, 93(1), 244–265. https://doi.org/10.1162/REST_a_00053
- Krämer, W. (2013). Kahneman, D. (2011): Thinking, Fast and Slow. *Statistical Papers*, 55(3), 915. <https://doi.org/10.1007/s00362-013-0533-y>
- Krosnick, J. A. (1991). Response strategies for coping with the cognitive demands of attitude measures in surveys. *Applied Cognitive Psychology*, 5(3), 213–236. <https://doi.org/10.1002/acp.2350050305>
- KUHNEN, C. M. (2015). Asymmetric Learning from Financial Information. *The Journal of Finance (New York)*, 70(5), 2029–2062. <https://doi.org/10.1111/jofi.12223>
- Kumar, S., & Goyal, N. (2016). Evidence on rationality and behavioural biases in investment decision making. *Qualitative Research in Financial Markets*, 8(4), 270–287. <https://doi.org/10.1108/QRFM-05-2016-0016>
- Kumara, R. M. K. S. R., & Kawshala, B. a. H. (2021). The Impact of Heuristic Biases on Investors' Investment Decision Making; Evidence from Colombo Stock Exchange. *Journal of Business and Technology*, 86–103. <https://doi.org/10.4038/jbt.v5i0.55>
- Kuran, T., & Sunstein, C. R. (1999). *Availability Cascades and Risk Regulation*. *Stanford Law Review*, 51(4), 683–768. <https://doi.org/10.2307/1229439>
- Lakonishok, J., Shleifer, A., & Vishny, R. W. (1992). The impact of institutional trading on stock prices. *Journal of Financial Economics*, 32(1), 23–43. [https://doi.org/10.1016/0304-405X\(92\)90023-q](https://doi.org/10.1016/0304-405X(92)90023-q)
- Leonard, T. C., Thaler, R. H., & Sunstein, C. R. (2008). Nudge: improving decisions about health, wealth, and happiness [Review of *Nudge: improving decisions about health, wealth, and happiness*]. *Constitutional Political Economy*, 19(4), 356–360. <https://doi.org/10.1007/s10602-008-9056-2>
- List, J. A. (2003). Does market experience eliminate market anomalies? *The Quarterly Journal of Economics*, 118(1), 41–71. <https://doi.org/10.1162/00335530360535144>
- Lo, A. W., & Repin, D. V. (2002). The Psychophysiology of Real-Time Financial Risk Processing. *Journal of Cognitive Neuroscience*, 14(3), 323–339. <https://doi.org/10.1162/089892902317361877>
- Long, J. S., & Freese, J. (2006). *Regression models for categorical dependent variables using Stata* (Vol. 7). Stata press.
- Louviere, J. J., Hensher, D. A., Swait, J. D., & Adamowicz, W. (2000). *Stated choice methods*. <https://doi.org/10.1017/cbo9780511753831>

Lundeberg, M. A., Fox, P. W., & Puncochar, J. (1994). Highly Confident but Wrong: Gender Differences and Similarities in Confidence Judgments. *Journal of Educational Psychology*, 86(1), 114–121. <https://doi.org/10.1037/0022-0663.86.1.114>

Lusardi, A. (2019). Financial literacy and the need for financial education: Evidence and implications. *Schweizerische Zeitschrift Für Volkswirtschaft Und Statistik*, 155(1), 1–8. <https://doi.org/10.1186/s41937-019-0027-5>

Lusardi, A., & De Bassa Scheresberg, C. (2013). Financial Literacy and High-Cost Borrowing in the United States. <https://doi.org/10.3386/w18969>

Lusardi, A., & Mitchell, O. S. (2007). Baby Boomer retirement security: The roles of planning, financial literacy, and housing wealth. *Journal of Monetary Economics*, 54(1), 205–224. <https://doi.org/10.1016/j.jmoneco.2006.12.001>

Lusardi, A., & Mitchell, O. S. (2014). The economic importance of financial literacy: theory and evidence: Theory and evidence. *Journal of Economic Literature*, 52(1), 5–44. <https://doi.org/10.1257/jel.52.1.5>

LUSARDI, A., & TUFANO, P. (2015). Debt literacy, financial experiences, and overindebtedness. *Journal of Pension Economics & Finance*, 14(4), 332–368. <https://doi.org/10.1017/S1474747215000232>

Madaan, G., & Singh, S. (2019). An analysis of Behavioral Biases in Investment Decision-Making. In Chandigarh University, *International Journal of Financial Research* (Vol. 10, Issue 4, p. 55). Sciedu Press. <https://doi.org/10.5430/ijfr.v10n4p55>

Markowitz, H. (1952). Portfolio Selection. *The Journal of Finance (New York)*, 7(1), 77-. <https://doi.org/10.2307/2975974>

Massa, M., & Simonov, A. (2005). Behavioral biases and investment. *European Finance Review*, 9(4), 483–507. <https://doi.org/10.1007/s10679-005-4998-y>

McCullagh, P. (1980). Regression Models for Ordinal Data. *Journal of the Royal Statistical Society. Series B (Methodological)*, 42(2), 109–142. <http://www.jstor.org/stable/2984952>

McFadden, D. (1972). *Conditional Logit Analysis of Qualitative Choice Behavior*.

Menard, S. (2002). Applied logistic regression analysis. SAGE Publications, Inc., <https://doi.org/10.4135/9781412983433>

Menard, S. (2002). Applied Logistic Regression analysis. In SAGE Publications, Inc. eBooks. <https://doi.org/10.4135/9781412983433>

Mer, P., & Vishwakarma, P. (2024). THE IMPACT OF HEURISTICS BIAS ON INVESTMENT DECISION: AN EMPIRICAL STUDY. *SSRN Electronic Journal*. <https://doi.org/10.2139/ssrn.4874264>

Mitchell, O. S., & Lusardi, A. (2011). *Financial Literacy: Implications for Retirement Security and the Financial Marketplace*. Oxford University Press. <https://doi.org/10.1093/acprof:oso/9780199696819.001.0001>

Montier, J. (2007). Behavioural investing: a practitioner's guide to applying behavioural finance. John Wiley & Sons.

Mukaka, M. (2012). A guide to appropriate use of Correlation coefficient in medical research. *Malawi Medical Journal*, 24(3), 69–71.

Nelson, J. A. (2015). ARE WOMEN REALLY MORE RISK-AVERSE THAN MEN? A RE-ANALYSIS OF THE LITERATURE USING EXPANDED METHODS. *Journal of Economic Surveys*, 29(3), 566–585. <https://doi.org/10.1111/joes.12069>

Nickerson, R. S. (1998). Confirmation bias: a ubiquitous phenomenon in many guises. *Review of General Psychology*, 2(2), 175–220. <https://doi.org/10.1037/1089-2680.2.2.175>

Niederle, M., & Vesterlund, L. (2007). Do Women Shy Away From Competition? Do Men Compete Too Much? *The Quarterly Journal of Economics*, 122(3), 1067–1101. <https://doi.org/10.1162/qjec.122.3.1067>

Nielsen, J. (1994). *Usability engineering*. Morgan Kaufmann.

Nosic, A., & Weber, M. (2010). How Riskily Do I Invest? The Role of Risk Attitudes, Risk Perceptions, and Overconfidence. *Decision Analysis*, 7(3), 282–301. <https://doi.org/10.1287/deca.1100.0178>

Novemsky, N., & Kahneman, D. (2005). The boundaries of loss aversion. *Journal of Marketing Research*, 42(2), 119–128. <https://www.jstor.org/stable/30164009>

Odean, T. (1998). Are investors reluctant to realize their losses? *The Journal of Finance*, 53(5), 1775–1798. <https://doi.org/10.1111/0022-1082.00072>

Olsen, R. A. (2010). Financial Risk Perceptions: A Behavioral perspective. In *Springer eBooks* (pp. 45–67). https://doi.org/10.1007/978-1-4419-7527-0_4

Pampel, F. C. (2000). Logistic regression. SAGE Publications, Inc., <https://doi.org/10.4135/9781412984805>

Pandurugan, V., & Al Shammakhi, B. N. S. (2024). Modelling the theory of planned behaviour to evaluate the investment intention of generation Z in the speculative market: stocks, Forex and cryptocurrencies. *Arab Gulf Journal of Scientific Research*, 42(4), 1900–1916. <https://doi.org/10.1108/AGJSR-07-2023-0319>

Pašiušienė, I., Podviezko, A., Malakaitė, D., Žarskienė, L., Liučvaitienė, A., & Martišienė, R. (2024). Exploring Generation Z's Investment Patterns and Attitudes towards Greenness. *Sustainability*, 16(1), 352-. <https://doi.org/10.3390/su16010352>

PERRY, V. G., & MORRIS, M. D. (2005). Who Is in Control? The Role of Self-Perception, Knowledge, and Income in Explaining Consumer Financial Behavior. *The Journal of Consumer Affairs*, 39(2), 299–313. <https://doi.org/10.1111/j.1745-6606.2005.00016.x>

Pitthan, F., & De Witte, K. (2025). How learning about behavioural biases can improve financial literacy? *International Review of Economics & Finance*, 103989. <https://doi.org/10.1016/j.iref.2025.103989>

Podsakoff, P. M., MacKenzie, S. B., Lee, J.-Y., & Podsakoff, N. P. (2003). Common method biases in behavioral research: A critical review of the literature and recommended remedies. *Journal of Applied Psychology*, 88(5), 879–903. <https://doi.org/10.1037/0021-9010.88.5.879>

Potrich, A. C. G., Vieira, K. M., & Kirch, G. (2015). Determinants of financial literacy: Analysis of the influence of socioeconomic and demographic variables. *Revista Contabilidade & Finanças*, 26(69), 362–377. <https://doi.org/10.1590/1808-057x201501040>

Presser, S., & Blair, J. (1994). Survey Pretesting: Do Different Methods Produce Different Results? *Sociological Methodology*, 24, 73–104. <https://doi.org/10.2307/270979>

Putri Susanto, K., Candra Mandagie, W., Endri, E., & Wiwaha, A. (2025). Financial literacy, technological progress, financial attitudes and investment decisions of Gen Z Indonesian investors. *Investment Management & Financial Innovations*, 22(1), 25–34. [https://doi.org/10.21511/imfi.22\(1\).2025.03](https://doi.org/10.21511/imfi.22(1).2025.03)

Ranguelova, E. (2001). Disposition effect and firm size: New evidence on individual investor trading activity. *SSRN Electronic Journal*. <https://doi.org/10.2139/ssrn.293618>

Ricciardi, Victor and Simon, Helen K. and Simon, Helen K., What is Behavioral Finance?. Business, Education & Technology Journal, Vol. 2, No. 2, pp. 1-9, Fall 2000, Available at SSRN: <https://ssrn.com/abstract=256754>

Sahi, S. K. (2017). Psychological biases of individual investors and financial satisfaction. *Journal of Consumer Behaviour*, 16(6), 511–535. <https://doi.org/10.1002/cb.1644>

Samuelson, P. A. (1938). A note on the pure theory of consumer's behaviour. *Economica*, 5(17), 61. <https://doi.org/10.2307/2548836>

Scharfstein, D. S., & Stein, J. C. (1990). Herd behavior and investment. *The American Economic Review*, 80(3), 465–479. <https://www.jstor.org/stable/2006678>

Schinckus, C. (2009). La finance comportementale ou le développement d'un nouveau paradigme. *Revue D Histoire Des Sciences Humaines*, 20(1), 101. <https://doi.org/10.3917/rhsh.020.0101>

Schmidt, U., & Zank, H. (2005). What is Loss Aversion? *Journal of Risk and Uncertainty*, 30(2), 157–167. <https://www.jstor.org/stable/41761190>

Seemiller, C., & Grace, M. (2016). *Generation Z goes to college*. John Wiley & Sons

Shadish, W. R., Cook, T. D., Campbell, D. T., & Reichardt, C. S. (2002). [Rev. of *Experimental and quasi-experimental designs for generalized causal inference*]. *The Social Service Review (Chicago)*, 70(3), 510–514.

Shantha, K. V. A. (2019). Individual Investors' Learning Behavior and Its Impact on Their Herd Bias: An Integrated Analysis in the Context of Stock Trading. *Sustainability*, 11(5), 1448-. <https://doi.org/10.3390/su11051448>

Sharpe, D. (2015). Chi-Square Test is Statistically Significant: Now What? *Practical Assessment, Research & Evaluation*, 20, 8-.

Sharpe, D. (2015). Chi-Square Test is Statistically Significant: Now What? *Practical Assessment, Research & Evaluation*, 20.

Shefrin, H. (2002). Beyond Greed and Fear: Understanding Behavioral Finance and the Psychology of Investing. (2002). Oxford University Press. <https://doi.org/10.1093/0195161211.001.0001>

Shefrin, H., & Statman, M. (1985). The disposition to sell winners too early and ride losers too long: theory and evidence. *The Journal of Finance*, 40(3), 777. <https://doi.org/10.2307/2327802>

Sherman, S. J., & Corty, E. (1984). Cognitive heuristics. In R. S. Wyer, Jr. & T. K. Srull (Eds.), *Handbook of social cognition*, Vol. 1, pp. 189–286). Lawrence Erlbaum Associates Publishers.

Sheskin, D. J. (2020). Handbook of Parametric and Nonparametric Statistical Procedures. In *Chapman and Hall/CRC eBooks*. <https://doi.org/10.1201/9780429186196>

Shiller J., R. (2000). *NARRATIVE ECONOMICS: HOW STORIES GO VIRAL AND DRIVE MAJOR ECONOMIC EVENTS*. EBSCO. <https://research.ebsco.com/c/wxizrj/viewer/pdf/3gmcpgu4wz?route=details> (Book review)

- Shiller, R. J. (2005). *Irrational Exuberance: (Second Edition)*. Princeton University Press. <http://www.jstor.org/stable/j.ctt7st4s>
- Simon, H. A. (1955). A Behavioral Model of Rational Choice. *The Quarterly Journal of Economics*, 69(1), 99–118. <https://doi.org/10.2307/1884852>
- Simonson, I., & Drolet, A. (2004). Anchoring effects on consumers' Willingness-to-Pay and Willingness-to-Accept. *Journal of Consumer Research*, 31(3), 681–690. <https://doi.org/10.1086/425103>
- Siraji, M. (2019). Heuristics Bias and Investment Performance: Does Age Matter? Evidence from Colombo Stock Exchange. *Asian Journal of Economics Business and Accounting*, 1–14. <https://doi.org/10.9734/ajeba/2019/v12i430156>
- Skulmowski, A., & Xu, K. M. (2022). Understanding Cognitive Load in Digital and Online Learning: a New Perspective on Extraneous Cognitive Load. *Educational Psychology Review*, 34(1), 171–196. <https://doi.org/10.1007/s10648-021-09624-7>
- Sokal, R. R. (1989). Nonparametric Statistics for the Behavioral Sciences . Sidney Siegel , N. John Castellan, Jr. *The Quarterly Review of Biology*, 64(2), 242–242. <https://doi.org/10.1086/416341>
- Sparrow, B., Liu, J., & Wegner, D. M. (2011). Google Effects on Memory: Cognitive Consequences of Having Information at Our Fingertips. *Science (American Association for the Advancement of Science)*, 333(6043), 776–778. <https://doi.org/10.1126/science.1207745>
- Starmer, C. (2000). Developments in Non-Expected Utility Theory: The Hunt for a Descriptive Theory of Choice under Risk. *Journal of Economic Literature*, 38(2), 332–382. <https://doi.org/10.1257/jel.38.2.332>
- Statman, M. (1999). Behavioral Finance: past battles and future engagements. *Financial Analysts Journal*, 55(6), 18–27. [https://www.jstor.org/stable/4480206](http://www.jstor.org/stable/4480206)
- Statman, M. (2014). Behavioral finance: Finance with normal people. *Borsa Istanbul Review*, 14(2), 65–73. <https://doi.org/10.1016/j.bir.2014.03.001>
- Statman, M., Thorley, S., & Vorkink, K. (2003). Investor overconfidence and trading volume. *SSRN Electronic Journal*. <https://doi.org/10.2139/ssrn.168472>
- Sung, Jaimie and Hanna, Sherman D., Factors Related to Risk Tolerance. *Financial Counseling and Planning*, Vol. 7, 1996, Available at SSRN: <https://ssrn.com/abstract=8284>
- Tadjeeddine, Y. (2013). La finance comportementale,. *Idées Économiques Et Sociales*, N° 174(4), 16–25. <https://doi.org/10.3917/idee.174.0016>
- Taylor, S. E. (1982). The availability bias in social perception and interaction. In *Cambridge University Press eBooks* (pp. 190–200). <https://doi.org/10.1017/cbo9780511809477.014>
- Taylor, S. E. & Brown, J. D. (1988). Illusion and Well-Being. *Psychological Bulletin*, 103 (2), 193-210. <https://oce.ovid.com/article/00006823-198803000-00004/HTML>
- Thaler, R. (1980). Toward a positive theory of consumer choice. *Journal of Economic Behavior & Organization*, 1(1), 39–60. [https://doi.org/10.1016/0167-2681\(80\)90051-7](https://doi.org/10.1016/0167-2681(80)90051-7)
- Thaler, R. (1985). Mental Accounting and Consumer Choice. *Marketing Science (Providence, R.I.)*, 4(3), 199–214. <https://doi.org/10.1287/mksc.4.3.199>
- Thaler, R. H. (1999). Mental accounting matters. *Journal of Behavioral Decision Making*, 12(3), 183–206. [https://doi.org/10.1002/\(SICI\)1099-0771\(199909\)12:3<183::AID-BDM318>3.0.CO;2-F](https://doi.org/10.1002/(SICI)1099-0771(199909)12:3<183::AID-BDM318>3.0.CO;2-F)

The Mediation of Financial Behavior to Financial Literacy and Spending Habits of Gen Z: An Exploratory Factor Analysis. (2024). *Journal of Global Awareness*. <https://doi.org/10.24073/jga/5/02/05>

Tirocchi, S. (2024). Generation Z, values, and media: from influencers to BeReal, between visibility and authenticity. *Frontiers in Sociology*, 8. <https://doi.org/10.3389/fsoc.2023.1304093>

Tourangeau, R., Rips, L. J., & Rasinski, K. (2000). *The Psychology of Survey Response* (1st ed.). Cambridge University Press. <https://doi.org/10.1017/CBO9780511819322>

Tversky, A., & Kahneman, D. (1973). Availability: A heuristic for judging frequency and probability. *Cognitive Psychology*, 5(2), 207–232. [https://doi.org/10.1016/0010-0285\(73\)90033-9](https://doi.org/10.1016/0010-0285(73)90033-9)

Tversky, A., & Kahneman, D. (1974). Judgment under Uncertainty: Heuristics and Biases. *Science, New Series*, 185(4157), 1124–1131. <https://www.jstor.org/stable/1738360>

Tversky, A., & Kahneman, D. (1982). Availability: A heuristic for judging frequency and probability. In *Judgment under Uncertainty* (pp. 163–178). Cambridge University Press. <https://doi.org/10.1017/CBO9780511809477.012>

Tversky, A., & Kahneman, D. (1991). Loss aversion in Riskless Choice: a Reference-Dependent model. *The Quarterly Journal of Economics*, 106(4), 1039–1061. <https://doi.org/10.2307/2937956>

Tversky, A., & Kahneman, D. (1992). Advances in prospect theory: Cumulative representation of uncertainty. *Journal of Risk and Uncertainty*, 5(4), 297–323. <https://doi.org/10.1007/bf00122574>

Urdan, T.C. (2016). Statistics in Plain English (4th ed.). Routledge. <https://doi.org/10.4324/9781315723112>

Vaarmets, T., Liivamägi, K., & Talpsepp, T. (2018). How does learning and education help to overcome the disposition effect?*. *Review of Finance*, 23(4), 801–830. <https://doi.org/10.1093/rof/rfy006>

Van Rooij, M. C., Lusardi, A., & Alessie, R. J. (2012). FINANCIAL LITERACY, RETIREMENT PLANNING AND HOUSEHOLD WEALTH. *The Economic Journal*, 122(560), 449–478. <https://www.jstor.org/stable/41494444>

Van Rooij, M., Lusardi, A., & Alessie, R. (2011). Financial literacy and stock market participation. *Journal of Financial Economics*, 101(2), 449–472. <https://doi.org/10.1016/j.jfineco.2011.03.006>

Verbeek, M. (2017). *A guide to modern econometrics*. John Wiley & Sons.

Wakker, P., & Tversky, A. (1993). An axiomatization of cumulative prospect theory. *Journal of Risk and Uncertainty*, 7(2), 147–175. <https://doi.org/10.1007/bf01065812>

Wansink, B., Kent, R. J., & Hoch, S. J. (1998). An anchoring and adjustment model of purchase quantity decisions. *Journal of Marketing Research*, 35(1), 71. <https://doi.org/10.2307/3151931>

Watson, K. (2011). D. Kahneman. (2011). Thinking, Fast and Slow. New York, NY: Farrar, Straus and Giroux. 499 pages. *Canadian Journal of Program Evaluation*, 26(2), 111–113. <https://doi.org/10.3138/cjpe.26.010>

Weber, E. U., Blais, A.-R., & Betz, N. E. (2002). A domain-specific risk-attitude scale: measuring risk perceptions and risk behaviors. *Journal of Behavioral Decision Making*, 15(4), 263–290. <https://doi.org/10.1002/bdm.414>

Weber, M., & Camerer, C. F. (1998). The disposition effect in securities trading: an experimental analysis. *Journal of Economic Behavior & Organization*, 33(2), 167–184. [https://doi.org/10.1016/s0167-2681\(97\)00089-9](https://doi.org/10.1016/s0167-2681(97)00089-9)

Wooldridge, J. M. (2016). *Introductory Econometrics: A Modern Approach* 6rd ed. Cengage learning.

2. Cours à HEC

HENRY, V. (2018). STAT0065-2 – Statistique descriptive et notions de probabilité.

LEJEUNE, B. (2022) ECON0212-3 – Économétrie.

PAQUAY, C. (2020). STAT0067-4 – Probabilités et inférence statistiques.

SOUGNÉ, D. (2020) GEST0832-4 – Marchés financiers.

WALHEER, B. (2018) ECON2280-1 - Economie politique - Microéconomie

3. Intelligence artificielle

OpenAI. (2025). ChatGPT (version GPT-4.0) [Modèle de langage IA]. <https://chat.openai.com/chat>

Chat GPT a été la seule intelligence artificielle que j'ai utilisée dans ce mémoire. Je l'ai mobilisée essentiellement comme moteur de recherche poussé. En effet, cette IA possède un large panel de données et permet ainsi une recherche plus large d'articles scientifiques ou d'exemples liés au sujet par exemple. Chaque article ou exemple trouvés grâce à l'intelligence artificielle était ensuite recherché dans des bases de données comme l'EBSCO ou Uliège Library.

L'intelligence artificielle m'a également aidé à générer des graphiques visuels sur bases de données calculées par mes soins au préalable. De plus il m'a aidé pour certaines vérifications d'interprétation de résultats. Il va de soi que toutes les idées générées et vérifiées par Chat GPT ont ensuite été challengées et vérifiées par mes soins.

Un regard critique a donc été porté sur l'utilisation de cette intelligence artificielle.

EXECUTIVE SUMMARY

Cette étude analyse l'influence des biais comportementaux sur les décisions d'investissement de la génération Z en fonction de variables sociodémographiques et financières. À l'heure où les jeunes accèdent de plus en plus tôt aux marchés financiers via des outils numériques, ils sont exposés à des décisions financières sans nécessairement disposer des connaissances ou du recul nécessaires pour les aborder de manière rationnelle. En mobilisant la théorie de la finance comportementale et une enquête empirique, cette étude remet en question le mythe de l'investisseur parfaitement rationnel et éclaire les mécanismes comportementaux et émotionnels à l'origine de certains comportements financiers chez les jeunes investisseurs.

L'enquête menée auprès de 605 jeunes adultes âgés de 18 à 25 ans identifie sept biais principaux : la surconfiance, le biais du troupeau, l'aversion à la perte, l'effet de disposition, l'heuristique d'ancrage, de représentativité et de disponibilité. Les résultats révèlent une forte prévalence de ces biais. Par exemple, plus de 90 % des répondants présentent l'heuristique de disponibilité et une majorité est sujette à l'ancrage ou à la représentativité. Si une meilleure connaissance financière semble réduire certains biais comportementaux, elle n'a que peu d'effet sur les biais émotionnels comme l'aversion à la perte ou le comportement de mimétisme.

Les différences liées au genre sont également significatives. Les hommes prennent davantage de risques mais sont paradoxalement plus affectés émotionnellement par les pertes. Les femmes, quant à elles, adoptent des stratégies plus prudentes et cohérentes. L'âge, bien que restreint entre 18 et 25 ans, montre que les individus plus âgés manifestent une tolérance légèrement accrue au risque et une meilleure régulation émotionnelle. L'exposition aux cryptomonnaies et aux contenus financiers numériques, enfin, tend à accentuer les comportements irrationnels.

Ces constats montrent les limites d'une approche fondée uniquement sur la transmission de savoirs. La connaissance financière ne suffit pas à garantir des choix rationnels. Il apparaît important de compléter l'éducation financière par une sensibilisation aux mécanismes psychologiques présents dans les comportements économiques. Une formation intégrant les dimensions cognitives et émotionnelles permettrait aux jeunes investisseurs de mieux comprendre leurs propres biais, d'en prendre conscience et ainsi d'adopter des stratégies plus réfléchies, cohérentes et durables.

Accompagner la jeune génération dans ses choix d'investissement demande plus que des compétences techniques. Cela exige une compréhension fine de l'influence des émotions, des normes sociales et de l'univers numérique dans lequel elle évolue.

MOTS-CLÉS: Investissement / Finance / Biais comportementaux / Jeune investisseur / Décisions / Génération Z

NOMBRE DE MOTS: 28.265



Ecole de Gestion de l'Université de Liège