

Vers une finance comportementale augmentée par l'intelligence artificielle : revue de littérature

El Fethouni Aziz

Doctorant en sciences économiques et de gestion

Etablissement : Faculté des Sciences Juridiques, Economiques et Sociales TANGER

Louhmadi Abdeljalil

Professeur d'enseignement supérieur

*Etablissement : Faculté des Sciences Juridiques, Economiques et Sociales
TANGER*

Introduction

Mise en contexte : montée de l'intelligence artificielle dans la finance

Depuis deux décennies la révolution numérique a transformé d'une manière profonde le secteur financier. On note que les innovations liées au Big Data, au machine learning et aussi au deep learning ont permis l'automatisation et l'optimisation de plusieurs processus financiers. Ainsi l'intelligence artificielle (IA) ne se limite plus à des tâches techniques mais elle joue un rôle jugé central dans la gestion des risques et aussi au trading algorithmique et dans la notation de crédit Cette transformation montre un changement d'une finance fondée sur des modèles déterministes à une finance qui est appuyée sur la prédiction probabiliste et l'adaptation continue.¹

La place de la finance comportementale comme rupture avec la finance classique

La finance classique qui est héritée de la théorie de l'efficience des marchés (Fama, 1970) suppose l'existence seulement des agents rationnels et parfaitement informés. Les crises financières successives, on parle notamment de 1987 à 2008, ont bien montré les limites de cette hypothèse de rationalité parfaite Ce qui justifie la naissance d'une finance qui prend en compte les biais cognitifs des êtres humains. Ainsi cette finance comportementale est bien portée par les travaux pionniers de Herbert Simon (bounded rationality), puis de Kahneman et Tversky (1979) avec la théorie des perspectives. On souligne que cette approche intègre les biais cognitifs et

¹ Brynjolfsson, E., & McAfee, A. (2017). *Machine, platform, crowd: Harnessing our digital future*. W. W. Norton & Company.

émotionnels qui influencent les décisions d'investissement. Cela en constituant une rupture épistémologique majeure par rapport à la vision néoclassique.¹

Problématique de recherche

Si la finance comportementale a permis de mieux comprendre les comportements réels des investisseurs on insiste qu'elle reste confrontée à deux défis:

1. Sa dimension essentiellement descriptive qui limite son pouvoir prédictif.
2. Elle ne dispose pas d'outils robustes pour traiter des données massives et anticiper des crises comportementales comme le cas des bulles ou les paniques boursières.

Dans ce cadre qu'intervient l'intelligence artificielle. Elle est capable d'analyser des volumes massifs de données issues des marchés et des médias et des réseaux sociaux. Cela pour détecter les signaux faibles de comportements irrationnels. Alors note problématique centrale de cet article est donc la suivante :

Comment l'IA peut-elle enrichir, compléter et dépasser les apports de la finance comportemental tout en permettant une modélisation prédictive et augmentée des biais cognitifs et émotionnels ?

Objectifs de l'article et méthodologie

On note que l'objectif de cet article est double :

- Sur le plan théorique : analyser les fondements de la finance comportementale et identifier ses limites.
- Sur le plan prospectif : montrer comment l'IA peut apporter des outils prédictifs et explicatifs, ouvrant la voie à une finance comportementale augmentée.

La méthodologie adoptée repose sur une revue de littérature systématique et une critique des travaux académiques récents en finance comportementale, en intelligence artificielle et en sciences cognitives appliquées à la finance. Ainsi cette démarche permet l'identification des points de convergence, mais aussi des tensions, entre deux

¹ Thaler, R. H. (1993). *Advances in behavioral finance*. Russell Sage Foundation.

champs disciplinaires qui semblent éloignés : la psychologie financière et la science des données.

I. La finance comportementale – Fondements et apports

Origines et évolution de la finance comportementale

De l'hypothèse d'efficience des marchés (Fama) aux limites de la rationalité (Simon, Kahneman, Tversky)

L'essor de la finance moderne s'est largement construit autour de la théorie de l'efficience des marchés formulée par Eugene Fama (1970)¹. Aux yeux de cette théorie les prix des actifs financiers intègrent immédiatement et complètement l'ensemble de l'information disponible. Cela rend impossible toute stratégie qui permet de battre durablement le marché. Les investisseurs dans cette hypothèse sont ainsi considérés comme rationnels et capables de traiter l'information de manière optimale. Ainsi cette conception prolonge le modèle de l'homo œconomicus qui se base sur un agent idéalisé et parfaitement rationnel qui a longtemps constitué le paradigme central des théories financières.

Dès les années 1950, Herbert Simon (1955)² remet en cause l'idée d'une rationalité illimitée tout en introduisant le concept de rationalité limitée. Dans cette vision Les individus ne disposent pas des capacités cognitives infinies que supposent les modèles classiques. Ces agents recourent à des heuristiques simplifiées pour prendre des décisions dans un environnement incertain et complexe.

On souligne une avancée décisive est réalisée avec les travaux de Daniel Kahneman et Amos Tversky (1979)³. Ces deux auteurs proposent la théorie des perspectives (*Prospect Theory*). Leur recherche montre clairement que les investisseurs évaluent les résultats économiques en termes de gains et de pertes relatifs à un point de référence. Aussi ils insistent sur le fait que les pertes sont ressenties plus intensément que des gains équivalents. Alors ce constat a bouleversé les concepts classiques et il met en lumière des comportements paradoxaux comme l'aversion au risque ou le refus de vendre des actifs perdants.

¹ Fama, E. F. (1970). Efficient capital markets: A review of theory and empirical work. *The Journal of Finance*, 25(2), 383–417.

² Simon, H. A. (1955). A behavioral model of rational choice. *The Quarterly Journal of Economics*, 69(1), 99–118.

³ Kahneman, D., & Tversky, A. (1979). Prospect theory: An analysis of decision under risk. *Econometrica*, 47(2), 263–291.

Ce schéma illustre ce passage conceptuel d'une efficience rationnelle vers une mise en question de cette rationalité absolue vers aussi vers une théorie des perspectives

De l'hypothèse d'efficience à la théorie des perspectives



Source : Elaboré par l'auteur

L'émergence de la behavioral finance comme réponse aux paradoxes financiers

Les années 1980 et 1990 voient l'accumulation d'anomalies de marché. Cela fragilise l'hypothèse d'efficience. Ainsi des phénomènes comme l'excès de volatilité (Shiller, 1981)¹ et les bulles spéculatives et les effets de calendrier ou encore les comportements de mimétisme ne trouvent pas d'explication satisfaisante dans les modèles classiques. Notamment les mécanismes de valorisation des actifs. En réponse à ces limites une nouvelle discipline émerge : la finance comportementale. Cette approche utilise sur les acquis de la psychologie cognitive, sociale et expérimentale qui permettent d'expliquer les comportements réels des investisseurs et de rendre compte des écarts observés par rapport aux prédictions théoriques.

Ainsi Richard Thaler (1993, 2000)² joue un rôle central dans la diffusion et la consolidation de cette discipline. Les travaux démontrent que les biais psychologiques constituent des régularités observables et qu'ils influencent directement les décisions

¹ Shiller, R. J. (1981). *Do stock prices move too much to be justified by subsequent changes in dividends?* American Economic Review, 71(3), 421–436.

² Thaler, R. H. (1993). *Advances in behavioral finance*. Russell Sage Foundation.

Thaler, R. H. (2000). *From homo economicus to homo sapiens*. Journal of Economic Perspectives, 14(1), 133–141

financières. On est ainsi dans un changement d'esprit. Ce changement de perspective contribue à redéfinir notre vision de l'investisseur qui est perçu comme un agent parfaitement rationnel et il devient par la suite un acteur qui est soumis à des influences psychologiques, émotionnelles et sociales.

Dans cette perspective la finance comportementale s'impose comme un cadre théorique alternatif et complémentaire à la finance classique. Ainsi elle a permis de montrer que les marchés ne sont pas gouvernés par l'information et la rationalité seulement mais également par les biais cognitifs et les émotions collectives. On souligne que « La finance comportementale a constitué une réponse nécessaire en introduisant les biais cognitifs dans l'analyse des marchés ».¹

Principaux biais cognitifs et émotionnels

Les biais majeurs en finance comportementale

Parmi les apports importants de la finance comportementale est la mise en évidence le rôle déterminant des biais cognitifs et émotionnels surtout dans le processus de la prise de décision financière. Ainsi contrairement à l'hypothèse classique de la rationalité parfaite on note ici que les individus ne traitent pas toujours l'information d'une manière objective mais ces individus sont influencés par des heuristiques mentales. Ces derniers facilitent la prise de décision et ils conduisent souvent à des erreurs systématiques. Ces biais qui sont bien étudiés par Kahneman et Tversky (1979)², sont devenus centraux pour comprendre pourquoi les investisseurs s'écartent fréquemment des modèles prédictifs de la finance classique.

On souligne aussi que l'excès de confiance occupe une place importante. Dans ce sens de nombreux investisseurs surestiment leurs compétences et leur capacité à anticiper l'évolution des marchés. Barber et Odean (2001)³ montrent que les investisseurs les plus confiants ont tendance à multiplier les transactions en générant ainsi des coûts de courtage plus élevés et des rendements inférieurs. Ainsi ce biais n'est pas limité aux particuliers mais il se retrouve aussi chez les gestionnaires professionnels surtout ils souvent persuadés de la supériorité de leurs stratégies même avec constatation des résultats parfois médiocres. Dans la même voie Boutti, R., & Hnaka, H. (2016)⁴ révèlent que : « Les investisseurs sont sur-confiants, suivent un comportement moutonnier et utilisent des heuristiques simplificatrices ».

¹ Lo, A. W. (2004). *The adaptive markets hypothesis: Market efficiency from an evolutionary perspective*. The Journal of Portfolio Management, 30(5), 15–29.

² Kahneman, D., & Tversky, A. (1979). Prospect theory: An analysis of decision under risk. *Econometrica*, 47(2), 263–291.

³ 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.

⁴ Marr, B. (2016). *Big data in practice: How 45 successful companies used big data analytics to deliver extraordinary results*. Wiley.

Un autre biais fondamental est l'aversion aux pertes. Selon ce biais les individus ressentent plus intensément une perte qu'un gain équivalent. Alors cette asymétrie psychologique entraîne des comportements qui sont jugés irrationnels. A titre d'exemple le refus de vendre un actif perdant dans l'espoir qu'il retrouve sa valeur fondamentale. Ce phénomène est appelé « effet de disposition »¹. Cela conduit les investisseurs à conserver trop longtemps des titres dépréciés (perdants) et à vendre trop rapidement des actifs gagnants qui nuit à la performance globale du portefeuille. Dans ce sens Dupont & Martin affirment que « L'imagerie cérébrale a confirmé que l'anticipation de pertes active des zones émotionnelles plus fortement que l'anticipation de gains » (Dupont & Martin, 2019, p. 47).

On souligne aussi le phénomène de mimétisme, ou comportement grégaire qui est un biais collectif majeur. Ainsi par peur de « manquer une opportunité » ou de se tromper seuls on trouve que les investisseurs suivent les comportements dominants. Ce processus alimente les bulles spéculatives, dans lesquelles les prix des actifs s'éloignent fortement de leur valeur fondamentale. Dans ce sens Shiller (2000)² a montré que ce mécanisme était central dans la formation des bulles Internet et immobilières en révélant que la dynamique collective peut supplanter toute évaluation rationnelle. Aussi on note que « L'angoisse, le désir ou encore le fantasme jouent un rôle non négligeable dans les comportements financiers » (Ricadat, 2020, p. 16). Ainsi ces constats soulignent que les marchés ne sont pas uniquement façonnés par des logiques informationnelles mais aussi par des dynamiques sociales et émotionnelles qui amplifient la volatilité et fragilisent la stabilité financière.

Impacts sur la prise de décision individuelle et collective

Ces biais ont des effets profonds sur la prise de décision financière tant au niveau individuel qu'au niveau collectif. Ainsi on note qu'individuellement ils affectent une phase importante et celle de la construction des portefeuilles et la gestion du risque. Dans ce sens l'investisseur qui est soumis à l'excès de confiance prend des positions risquées sans mesurer pleinement l'incertitude ainsi que celui qui est dominé par l'aversion aux pertes hésite à liquider ses actifs dévalorisés en préférant espérer un retournement considéré comme hypothétique. L'effet de disposition est combiné à la peur de concrétiser une perte. Ainsi il illustre combien les émotions influencent directement la rationalité économique.

D'autre part et sur le plan collectif on note que ces biais s'agrègent et génèrent des dynamiques de marché souvent extrêmes. Ainsi les comportements mimétiques dans cette situation lorsqu'ils se propagent à grande échelle ils alimentent des hausses spéculatives incontrôlées qui sont suivies de krachs violents. Ainsi l'exemple pertinent

¹ 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), 777–790.

² Shiller, R. J. (2000). *Irrational exuberance*. Princeton University Press.

est celui de la crise de 2008 qui illustre parfaitement ce processus : une combinaison d'excès de confiance des acteurs financiers avec de comportements grégaires et d'une aversion généralisée aux pertes a contribué à la bulle immobilière puis à son effondrement brutal.

Ainsi on souligne que loin d'être de simples anomalies isolées ces biais apparaissent comme des régularités qui sont jugées structurelles de la prise de décision en finance. Alors leur compréhension constitue un apport décisif de la finance comportementale, qui a permis de dépasser le paradigme de l'investisseur rationnel.

Limites actuelles de la finance comportementale

Difficulté à prédire les comportements

La finance comportementale a renouvelé la compréhension des décisions d'investissement, mais elle demeure marquée par une faible capacité prédictive. Comme le rappellent Barberis et Thaler (2003)¹ « la behavioral finance reste davantage un ensemble d'observations empiriques qu'une véritable théorie unifiée ». Ainsi on souligne que cette remarque illustre un aspect qui est fragmenté du champ, où on voit l'accumulation d'études de cas et d'anomalies ne s'est pas encore traduite par une théorie globale capable d'anticiper les dynamiques de marché.

Dans ce sens Robert Shiller (2003)² a souligné que la finance comportementale excelle surtout dans l'interprétation rétrospective des crises financières, mais reste insuffisante pour en fournir une prévision fiable. Dans la même voie cette critique rejoint celle de Hirshleifer (2001)³ qui préconise que l'hétérogénéité des comportements individuels empêche toute modélisation stable et prédictive des réactions collectives.

Une autre limite tient au caractère essentiellement descriptif des travaux. Les biais cognitifs expliquent bien certains comportements mais leur formalisation en modèles opérationnels reste limitée. Ainsi on souligne que Kahneman et Tversky (1979) ont montré que l'aversion aux pertes et d'autres heuristiques influencent les décisions. Mais dans la plupart des cas ces apports demeurent souvent contextuels et peu généralisables. Barber et Odean (2001) illustrent également que l'excès de

¹ Barberis, N., & Thaler, R. (2003). *A survey of behavioral finance*. In G. Constantinides, M. Harris & R. Stulz (Eds.), *Handbook of the Economics of Finance* (pp. 1053–1123). Elsevier.

² Shiller, R. J. (2003). *From efficient markets theory to behavioral finance*. *Journal of Economic Perspectives*, 17(1), 83–104.

³ Hirshleifer, D. (2001). *Investor psychology and asset pricing*. *The Journal of Finance*, 56(4), 1533–1597.

confiance varie selon des facteurs sociaux et genrés. Cela en confirmant que les biais ne s'expriment pas de façon universelle.

D'autre part Daniel, Hirshleifer et Teoh (2002)¹ alertent sur le risque que la finance comportementale demeure une discipline purement descriptive si elle n'évolue pas vers des modèles prédictifs testables. Dans cette directive Lo (2004)², à travers son hypothèse des marchés adaptatifs il propose une voie de dépassement en intégrant une logique évolutive

Ainsi, les principales limites de la finance comportementale peuvent être synthétisées dans le tableau suivant, qui met en évidence ses faiblesses actuelles et les pistes de dépassement possibles.

Tableau 1 : Synthèse des limites de la finance comportementale

Limites de la finance comportementale	Description
Faible capacité prédictive	Elle repose surtout sur des observations empiriques sans constituer une théorie unifiée permettant d'anticiper les marchés.
Explication rétrospective	Elle éclaire bien les crises financières passées mais reste insuffisante pour prévoir de manière fiable les dynamiques futures.
Hétérogénéité des comportements	La diversité des comportements individuels empêche la construction de modèles stables et généralisables.
Caractère descriptif	Les biais cognitifs expliquent certains comportements, mais leur formalisation en modèles opérationnels reste limitée et souvent contextuelle.
Risque de stagnation disciplinaire	En restant descriptive, la discipline risque de ne pas évoluer vers une théorie prédictive testable.
Pistes de dépassement	L'intégration d'approches évolutives et adaptatives ouvre la voie à des modèles plus robustes.

Source : Elaboré par l'auteur

Besoin d'outils plus robustes et prédictifs

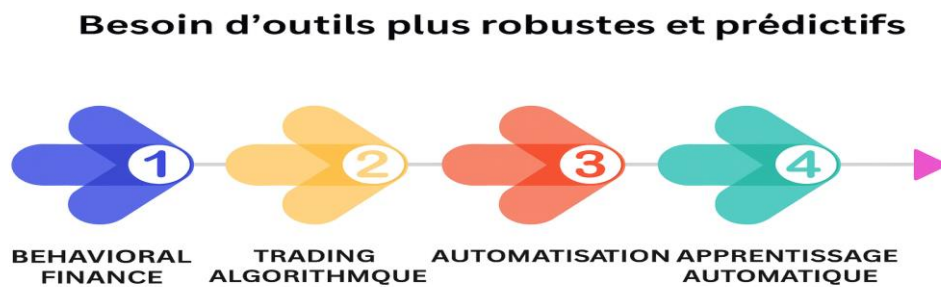
La montée puissante des technologies financières et de l'intelligence artificielle montre la nécessité de développer des outils prédictifs plus robustes. La finance comportementale repose largement sur l'observation des comportements humains dans des contextes historiques donnés. Mais dans le contexte actuel les marchés sont

¹ Daniel, K., Hirshleifer, D., & Teoh, S. H. (2002). *Investor psychology in capital markets: Evidence and policy implications*. Journal of Monetary Economics, 49(1), 139–209.

² Lo, A. W. (2004). The adaptive markets hypothesis: Market efficiency from an evolutionary perspective. *The Journal of Portfolio Management*, 30(5), 15–29.

de plus en plus façonnés par le trading algorithmique, l'automatisation et les modèles d'apprentissage automatique. Comme le note Ricadat (2021)¹, la psychologie financière doit actuellement « dialoguer avec les sciences des données » pour rester en phase avec un environnement qui est dominé par la vitesse d'exécution et la massification des données. Ainsi le futur de la discipline passe donc par une hybridation entre psychologie financière et data science pour dépasser ses limites qualitatives et offrir des modèles prédictifs capables d'intégrer les nouveaux déterminants technologiques.

Le passage d'une finance comportementale qui est descriptive à une approche prédictive repose sur trois étapes clés : partir de l'observation des comportements humains, intégrer l'automatisation et le trading algorithmique, arriver ensuite à une hybridation entre psychologie financière et data science. Comme le montre le schéma suivant



Source : Elaboré par l'auteur

¹ Ricadat, L. (2021). *Vie psychique et comportements financiers*. Préprint, Université Paris-Saclay.

II. Intelligence artificielle et finance comportementale

1 Les applications générales de l'IA en finance

Machine learning, deep learning et NLP

Tout d'abord l'intelligence artificielle (IA) constitue un levier transformationnel majeur dans la sphère financière contemporaine. Cet outil s'appuie en principe sur des technologies avancées comme le machine learning, le deep learning et le traitement automatique du langage naturel (NLP). Ces technologies permettent d'analyser à grande échelle les données numériques et aussi les données textuelles, visuelles ou comportementales. Dans le domaine financier on note que cette capacité d'analyse avancée permet non seulement de prédire des tendances boursières, mais elle vise aussi d'automatiser des tâches, de détecter des fraudes, de modéliser des comportements ou encore de formuler des recommandations d'investissement en temps réel.

D'autre part l'automatisation des tâches répétitives comme le cas de la saisie comptable ou le rapprochement bancaire libère du temps pour l'analyse stratégique et améliore la qualité des opérations cela comme le souligne Habachi (2023)¹. De plus l'intégration du NLP permet d'exploiter les données textuelles qui sont issues de rapports financiers et des réseaux sociaux ou encore de la presse économique. On souligne que ces informations qualitatives enrichissent les modèles prédictifs. Ainsi elles permettent une meilleure compréhension du comportement des acteurs de marché, comme le montrent Elhaddadi (2023) et Desbiolles (2019).²

Au niveau de la gestion des risques les chercheurs Elhaddadi (2023) et Ouattara & Kouamé (2024)³ insistent sur la capacité de l'IA à détecter les signaux faibles. Aussi ils confirment sur sa puissance à anticiper les crises systémiques ou les défauts de paiement.

L'automatisation de la conformité réglementaire (RegTech) constitue à son tour un atout stratégique pour les institutions financières. Grâce à cet outil on assiste à une facilité » de la production de rapports et le suivi des obligations réglementaires en

¹ Habachi, I. (2023). *La transformation digitale de la fonction comptable à l'ère de l'IA*. Revue Marocaine des Sciences de Gestion, 359-371.

² Desbiolles, F. (2019). *L'intelligence artificielle au service de la finance responsable*. Revue Banque, (838), 48-52.

Elhaddadi, M. (2023). *L'intelligence artificielle dans la finance : une révolution des processus décisionnels*. Revue Marocaine de Recherche en Management et Marketing, 10(2), 238-256.

³ Ouattara, S., & Kouamé, K. (2024). *L'intelligence artificielle dans le pilotage des risques financiers : enjeux et perspectives pour les banques africaines*. Actes de la Conférence Nationale sur l'IA.

temps réel (Kearns, 2023 ; Rakhrou, 2023)¹. Ainsi l'analyse de comportements irrationnels qui est alimentée par les techniques de machine learning elle permet de corriger certains biais cognitifs dans les modèles d'évaluation du risque ou de prédiction de rendement (Arsenault, 2024 ; Sara, 2023)².

Cas d'usage de l'intelligence artificielle en finance

L'intelligence artificielle trouve de nombreuses applications qui sont concrètes en finance et transforme en profondeur les pratiques traditionnelles. Elle est utilisée pour évaluer le crédit, gérer automatiquement les portefeuilles. Aussi elle aide à proposer des conseils personnalisés via les robo-advisors ou encore anticiper les risques. Grâce à ces outils on note que les décisions sont plus rapides, plus précises et mieux adaptées aux situations de crise. Le tableau suivant résume les principales applications de l'IA et leurs bénéfices.

Tableau 2 : Utilisation diverse de l'IA en finance

Application	Description détaillée	Références APA
Automatisation comptable et financière	L'IA réduit les tâches manuelles répétitives dans la comptabilité, la gestion budgétaire, la trésorerie et le reporting. Elle fiabilise les processus internes.	Alaoui & Ibourki (2023), Badrane & Bamousse (2023), El Alami (2023)
Trésorerie prédictive et pilotage	Les algorithmes prévoient les flux de trésorerie, optimisent le besoin en fonds de roulement, analysent les positions bancaires et sécurisent les décaissements.	Badrane & Bamousse (2023), El Alami (2023)
Robo-advisors (conseillers financiers IA)	Offrent des services de gestion personnalisés basés sur les profils clients, la tolérance au risque et les préférences comportementales.	Arsenault (2024), Elhaddadi (2023), Alaoui & Ibourki (2023)
Optimisation de portefeuilles	L'IA aide à constituer des portefeuilles dynamiques, équilibrés selon le rendement, le risque, la volatilité et les objectifs de performance.	Arsenault (2024), Elhaddadi (2023), Djomako (2025)

¹ Kearns, M. (2023). *The Ethical Algorithm: The Science of Socially Aware Algorithm Design*. Oxford University Press.

Rakhrou, S. (2023). *Les enjeux de la conformité bancaire à l'ère de l'automatisation intelligente*. Revue Internationale des Technologies Financières, 35(3), 112-127.

² Arsenault, P.-D. (2024). *Intelligence artificielle et transformation des métiers de la finance*. Mémoire de Master, ESG-UQAM.

Sara, B. (2023). *Finance comportementale et algorithmes prédictifs*. Revue Economie et Société, 31(9), 177-194.

Prédiction boursière et financière	Prévisions des tendances de marché, détection de signaux faibles, analyse des comportements de trading via le deep learning et machine learning.	Alaoui & Ibourki (2023), Kearns (2023), Djomako (2025), Sara (2023)
Détection de fraude financière	Détection en temps réel des anomalies dans les transactions, lutte contre le blanchiment, intégration dans les systèmes de paiement et crédit.	Desbiolles (2019), Alaoui & Ibourki (2023), Kearns (2023), Djomako (2025)
Conformité réglementaire et RegTech	Suivi des obligations de conformité (LCB-FT, solvabilité, Bâle III), génération automatique de rapports réglementaires, audit intelligent.	Elhaddadi (2023), Kearns (2023), Desbiolles (2019), ACTES (2023)
Analyse comportementale et cognitive	Analyse des biais cognitifs et émotionnels via NLP, modélisation des comportements irrationnels, intégration dans les stratégies d'investissement.	Desbiolles (2019), Arsenault (2024), Sara (2023)
Aide à la décision stratégique	Simulation de scénarios, arbitrages en situation d'incertitude, recommandation en matière de gouvernance et d'investissement stratégique.	Arsenault (2024), Elhaddadi (2023), Desbiolles (2019), Mariam (2023)
Surveillance des risques systémiques	Analyse massive des données macroéconomiques, suivi des risques interbancaires et stress tests par IA, usage par banques centrales.	Kearns (2023), Conference IA (2023), Elhaddadi (2023)
IA et contrôle de gestion	Génération d'indicateurs de performance en temps réel, modélisation des écarts budgétaires, optimisation des processus décisionnels.	El Alami (2023), Alaoui & Ibourki (2023), ACTES (2023)
IA et fiscalité	Aide à la déclaration fiscale, détection des fraudes fiscales, élaboration de stratégies d'optimisation fiscale avec IA.	El Alami (2023), Arsenault (2024)
Plateformes intégrées (ex. ALADDIN)	Plateformes combinant analyse des risques, allocations, comportements, décisions stratégiques, utilisées par grands gestionnaires d'actifs.	BlackRock (2021), Desbiolles (2019)
Industrialisation de l'IA (cognitive factory)	Déploiement d'usines cognitives dans les grandes institutions pour automatiser à grande échelle les tâches réglementaires, analytiques et relationnelles.	Desbiolles (2019), Conference IA (2023)

IA éthique et gouvernance responsable	Encadrement des biais algorithmiques, respect des principes éthiques, supervision humaine, transparence et auditabilité des systèmes IA financiers.	Kearns (2023), Djomako (2025), Conference IA (2023)
---------------------------------------	---	---

Source : Elaboré par l'auteur (synthèse des travaux)

IA et détection des biais comportementaux

Analyse des big data et réseaux sociaux

Premièrement l'intelligence artificielle transforme profondément la finance comportementale avec l'élargissant de l'accès à des données massives, complexes et souvent non structurées. Ainsi grâce à ces algorithmes de machine learning et à des techniques de traitement du langage naturel (NLP) on constate qu'il devient possible de traiter en temps réel des volumes considérables de données issues non seulement des marchés financiers mais aussi des environnements numériques comme les réseaux sociaux et la presse économique ou les forums d'investisseurs. On souligne que les approches classiques reposaient principalement sur des données historiques et quantitatives. Ainsi l'outil de l'IA révolutionne le processus il permet d'exploiter des signaux faibles et aussi des émotions collectives, et des dynamiques sociales susceptibles de précéder des décisions irrationnelles ou mimétiques (Kearns, 2023 ; Elhaddadi, 2023 ; Sara, 2023)¹.

D'autre part les réseaux sociaux comme le cas de Facebook, Twitter, Reddit, ou Tiktok sont devenus des sources riches d'observations comportementales. Dans ce sens l'IA peut cartographier en temps réel les interactions, détecter les variations émotionnelles dominantes et anticiper l'émergence de phénomènes spéculatifs. On souligne ainsi que des travaux récents (Djomako, 2025 ; Arsenault, 2024)² montrent que la combinaison du NLP et de l'analyse de graphes permet d'identifier des communautés influentes, des mots-clés porteurs de mobilisation et des récits susceptibles de déclencher des mouvements de masse.

Ainsi l'exploitation des big data et des réseaux sociaux par l'IA donne naissance à une finance comportementale augmentée. Elle est capable de dépasser la simple observation ex post des biais cognitifs pour offrir une lecture dynamique surtout en temps réel, des comportements collectifs. Elle permet par la suite d'observer les

¹ Elhaddadi, M. (2023). *Intelligence artificielle et systèmes financiers*. Revue des technologies de gestion, 10(2), 238–256.

Kearns, M. (2023). *The ethical algorithm: The science of socially aware algorithm design*. Princeton University Press.

Sara, L. (2023). *Cognition artificielle et finance des émotions*. Revue IA et Sciences Sociales, 9(1), 95–112.

² Arsenault, P.-D. (2024). *Finance comportementale et nouvelles technologies*. Université de Montréal. Djomako Tchuangou, A. C. (2025). *IA et stratégies d'investissement adaptatif*. HEC Paris.

décisions financières dans leur contexte émotionnel et social, et non plus seulement dans un cadre rationnel ou individuel.

Sentiment analysis et prédiction des comportements irrationnels

Le concept d'analyse de sentiments représente l'un des usages les plus emblématiques du traitement automatique du langage naturel (NLP) dans la finance comportementale. Ce mécanisme repose sur des algorithmes capables de classer automatiquement des flux massifs de textes financiers qu'il s'agisse de rapports d'analystes, de tweets, ou d'articles de presse mais plus efficacement selon leur tonalité émotionnelle dominante (positive, négative ou neutre). Cette analyse a pour objectif la production d'un indicateur agrégé reflétant l'humeur des investisseurs. Dans cette voie Loughran et McDonald (2016)¹ ont développé un dictionnaire financier spécifique pour cette tâche tout en révélant que la tonalité des rapports d'entreprise permettait de prédire la réaction du marché aux annonces.

D'autre part des recherches pionnières, comme celles de Tetlock (2007)² elles ont démontré que des articles au ton pessimiste publiés dans la presse financière étaient souvent suivis de baisses significatives sur les marchés boursiers. Ainsi l'intelligence artificielle permet aujourd'hui d'automatiser ce type d'analyse à grande échelle. Cela en traitant des millions de textes ou messages sociaux en temps réel, avec une capacité prédictive exploitée dans les stratégies d'investissement (Djomako, 2025 ; Sara, 2023)³.

Ainsi les progrès en vision par ordinateur et en analyse vocale étendent la sentiment analysis au-delà du texte : reconnaissance d'émotions faciales de dirigeants lors d'annonces publiques, évaluation du stress dans la voix on encore l'interprétation de vidéos d'assemblées générales. Ces nouvelles sources enrichissent l'évaluation du climat émotionnel des marchés (Brynjolfsson & McAfee, 2017)⁴ elles renforcent la finesse et la réactivité des modèles comportementaux.

Pour mieux illustrer le processus d'analyse de sentiments et sa capacité à anticiper les comportements irrationnels des investisseurs, le schéma ci-dessous présente les différentes étapes de collecte, de traitement et d'exploitation des données émotionnelles. Ainsi ce schéma met en évidence le rôle central du NLP et des algorithmes prédictifs dans la détection de signaux faibles issus de sources textuelles,

¹ Loughran, T., & McDonald, B. (2016). Textual analysis in accounting and finance: A survey. *Journal of Accounting Research*, 54(4), 1187–1230.

² Tetlock, P. C. (2007). Giving content to investor sentiment: The role of media in the stock market. *Journal of Finance*, 62(3), 1139–1168.

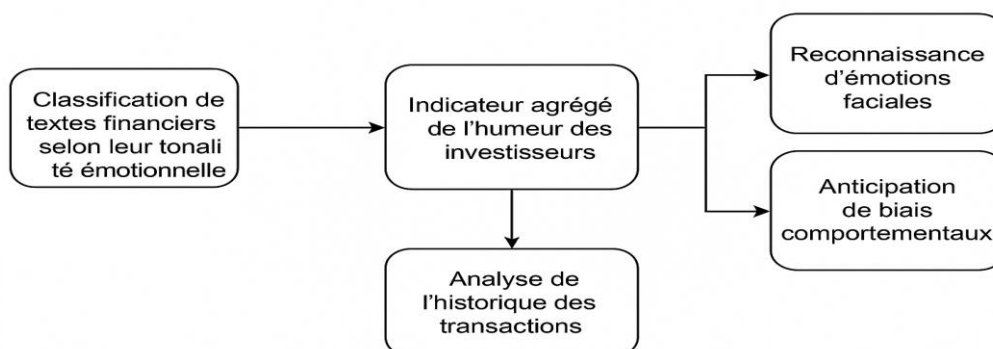
³ Djomako Tchuangou, A. C. (2025). *IA et stratégies d'investissement adaptatif*. HEC Paris.

Sara, L. (2023). *Cognition artificielle et finance des émotions*. *Revue IA et Sciences Sociales*, 9(1), 95–112.

⁴ Brynjolfsson, E., & McAfee, A. (2017). *Machine, Platform, Crowd: Harnessing Our Digital Future*. Norton & Company.

visuelles ou vocales, ainsi que leur intégration dans les outils d'aide à la décision financière.

Sentiment analysis et prédiction des comportements irrationnels



Source : Elaboré par l'auteur

Vers une finance comportementale augmentée

Complémentarité entre psychologie financière et algorithmes

L'émergence de la finance comportementale augmentée s'appuie sur l'idée que les apports de la psychologie financière et de l'intelligence artificielle (IA) ne sont pas substitutifs, mais complémentaires. Alors que la psychologie financière a permis d'identifier et de classer les biais cognitifs et émotionnels, l'IA offre les moyens de les détecter et de les mesurer en temps réel. Cette hybridation permet de dépasser la simple description des comportements irrationnels pour envisager des mécanismes de correction intégrés à la décision financière (Arsenault, 2024 ; Desbiolles, 2019)¹.

La complémentarité se manifeste aussi dans la répartition des rôles entre l'humain et l'algorithme. Les investisseurs demeurent porteurs d'intuition, de créativité et de jugement qualitatif, mais leurs décisions sont souvent affectées par le « bruit décisionnel », c'est-à-dire une variabilité arbitraire des jugements. Selon Kearns (2023) et Sara (2023)², ce bruit peut être réduit grâce aux algorithmes, qui introduisent une cohérence et une rigueur statistiques inaccessibles aux seuls humains.

¹ Arsenault, P.-D. (2024). L'intelligence artificielle appliquée à la finance comportementale. Mémoire de MSc, Université Laval.

Desbiolles, P. (2019). Intelligence artificielle, big data et algorithmes. La transformation numérique du secteur bancaire. Banque & Stratégie, (375).

² Kearns, M. (2023). The Ethical Algorithm: The Science of Socially Aware Algorithm Design. Oxford University Press.

Sara, L. (2023). Finance cognitive et deep learning. Revue Internationale des Sciences de Gestion.

Plutôt que de chercher à remplacer l'humain, la finance comportementale augmentée promeut une approche de copilotage. L'IA agit comme un filet de sécurité, signalant les incohérences ou proposant des alternatives rationnelles face aux réactions émotionnelles. Cette logique d'assistance à la décision renforce la qualité des arbitrages tout en conservant une place centrale au discernement humain (Djomako, 2025 ; Alaoui & Ibourki, 2023)¹.

Enfin, cette complémentarité pose les bases d'une nouvelle gouvernance cognitive des marchés. Les acteurs financiers peuvent s'appuyer sur une double expertise : la compréhension psychologique des biais, et la puissance computationnelle des algorithmes. Loin de constituer une rupture radicale, l'intégration de l'IA apparaît comme un prolongement naturel de la psychologie financière, ouvrant la voie à une discipline véritablement opérationnelle (Conference IA, 2023 ; Elhaddadi, 2023)².

Vers une modélisation prédictive des biais comportementaux

L'avènement de la finance comportementale augmentée a permis d'intégrer les potentialités des technologies d'intelligence artificielle (IA) dans la prédiction et la correction des biais cognitifs. Contrairement à l'approche classique, qui se limitait à l'observation ex post de phénomènes tels que l'excès de confiance, l'aversion aux pertes ou l'effet de disposition, les modèles actuels offrent une capacité d'anticipation grâce à l'analyse prédictive (Makrini, 2023; Djomako, 2023)³.

Cette transformation repose sur la quantification comportementale. Les biais, longtemps traités comme des concepts qualitatifs, sont désormais modélisés via des indicateurs numériques extraits de données massives (Elhaddadi, 2024)⁴. Par exemple, l'excès de confiance se détecte à travers une fréquence anormale de transactions, et l'effet de disposition par l'analyse des durées de conservation des actifs en gain ou en perte (Bachir & El Marzouki, 2023)⁵. L'IA permet également de

¹ Alaoui, S., & Ibourki, S. (2023). Intelligence artificielle et finance : enjeux et mutations. Revue Marocaine de Recherche en Management et Marketing.

Djomako, A. C. (2025). Finance comportementale et intelligence artificielle. Mémoire de Master, Université de Douala.

² Conference IA. (2023). Actes de la Conférence Nationale sur l'Intelligence Artificielle. Éditions ENSIAS.

Elhaddadi, M. (2023). IA et gouvernance des risques financiers. Revue des Études en Comptabilité, Contrôle et Audit.

³ Djomako Tchuangou, A. C. (2023). Apport de l'intelligence artificielle dans la finance et la gestion d'actifs : Cas de la zone CEMAC. Mémoire de Master, UCAC.

Makrini, Z. (2023). Artificial Intelligence Applied to Financial Markets: The Case of ALADDIN by BlackRock. IJBESAR, 16(2), 83–91. <https://doi.org/10.25103/ijbesar.162.09>

⁴ Elhaddadi, M. (2024). L'intelligence artificielle dans la gestion des risques financiers. IJAFAME, 5(10), 238–256. <https://doi.org/10.5281/zenodo.10900725>

⁵ Bachir, I., & El Marzouki, A. (2023). L'intelligence artificielle et le marché boursier : Une analyse théorique appliquée pour traiter le positionnement du Maroc. IJAFAME, 4(2-1), 359–371. <https://doi.org/10.5281/zenodo.7864683>

simuler des comportements à travers des modèles multi-agents, intégrant des dynamiques de mimétisme ou de panique collective (Ouattara & Kouamé, 2024)¹.

Ces outils trouvent une application concrète dans la détection anticipée des bulles spéculatives ou des effondrements de marché. Les modèles de traitement du langage naturel (NLP) permettent d'analyser les discours émotionnels sur les réseaux sociaux, préfigurant des comportements irrationnels massifs (Shiller, 2015; Arsenault, 2024)². De même, la surveillance des flux transactionnels en temps réel permet de repérer les signaux faibles d'une vente panique imminente (Tetlock, 2007)³.

Des plateformes telles qu'ALADDIN chez BlackRock offrent déjà des services intégrés de détection et de correction des biais à l'échelle institutionnelle, tandis que les robo-advisors personnalisent les conseils en fonction des profils comportementaux individuels (Makrini, 2023; D'Acunto et al., 2019)⁴. L'IA devient ainsi un levier de régulation cognitive adaptée aux différents niveaux d'intervention.

Cependant, cette capacité prédictive ne va pas sans risques. L'opacité de certains modèles, qualifiés de "boîtes noires", limite la compréhension et la transparence des processus de décision (Burrell, 2016)⁵. Par ailleurs, la prédiction des comportements irrationnels pourrait elle-même devenir un facteur de manipulation ou d'instabilité si elle est exploitée à des fins d'arbitrage asymétrique ou de stratégies auto-réalisatrices (Zerrouki, 2023)⁶.

Ainsi, la finance comportementale augmentée s'inscrit dans une logique de gouvernance éthique, où la puissance de l'IA doit s'accompagner d'un cadre normatif robuste et transparent. Ce rééquilibrage entre anticipation algorithmique et responsabilité humaine constitue un enjeu majeur pour l'avenir des marchés financiers.

Le schéma ci-dessous illustre le processus de modélisation prédictive des biais comportementaux à l'aide de l'intelligence artificielle. Il met en évidence les principales

¹ Ouattara, B., & Kouamé, K. S. (2024). L'IA et la gestion des risques de crédit dans les institutions financières de l'UEMOA. In Actes du Colloque International sur l'IA et Développement Durable, 154–168.

² Arsenault, P.-D. (2024). L'intelligence artificielle : son influence sur les marchés financiers mondiaux et l'émergence d'un besoin en gouvernance algorithmique. Mémoire de Master, HEC Montréal.

Shiller, R. J. (2015). *Irrational Exuberance* (3rd ed.). Princeton University Press.

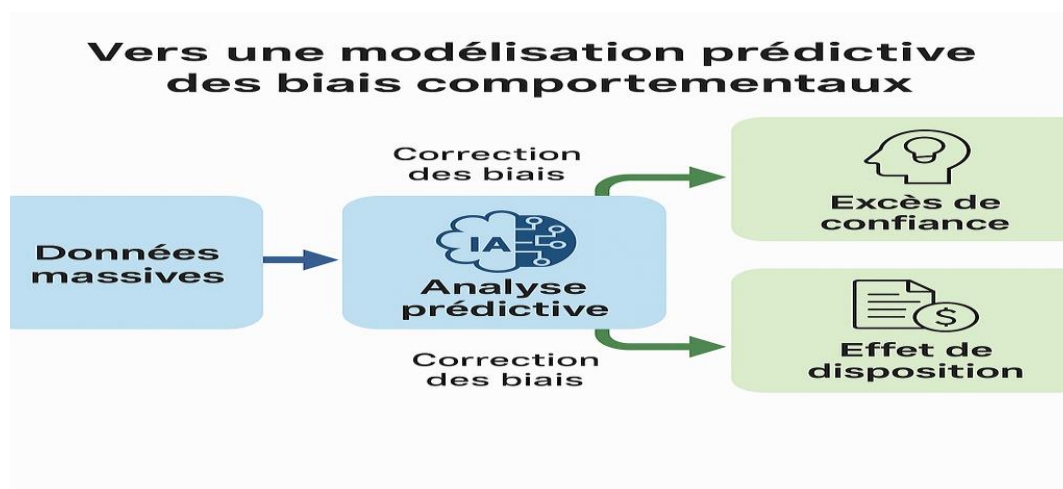
³ Tetlock, P. C. (2007). Giving Content to Investor Sentiment: The Role of Media in the Stock Market. *The Journal of Finance*, 62(3), 1139–1168.

⁴ D'Acunto, F., Rossi, A. G., & Weber, M. (2019). The Promises and Pitfalls of Robo-Advising. *The Review of Financial Studies*, 32(5), 1983–2020.

⁵ Burrell, J. (2016). How the machine "thinks": Understanding opacity in machine learning algorithms. *Big Data & Society*, 3(1).

⁶ Zerrouki, L. (2023). Le système d'information décisionnel face aux défis de l'IA. *Revue Recherche et Prospective en Sciences de Gestion*, 1(1), 143–162.

étapes allant de la collecte des données comportementales à la régulation éthique des décisions.



Source : Elaboré par l'auteur

III. Discussion et Perspectives

La confrontation entre la finance comportementale classique et la finance comportementale augmentée par l'intelligence artificielle met en évidence une transformation qui est profonde de l'approche des comportements financiers. Ainsi la première se fondait sur une analyse descriptive et empirique des biais cognitifs et la seconde introduit des capacités prédictives et adaptatives. On est en présence d'un tournant épistémologique majeur : l'objectif n'est plus uniquement de comprendre les comportements irrationnels mais aussi d'agir en amont de leur manifestation grâce aux outils de l'IA. Comme le souligne Lo (2019)¹ dans ses travaux, les marchés financiers deviennent des systèmes adaptatifs où psychologie et algorithmes interagissent en temps réel, reconfigurant la dynamique des décisions.

Cette métamorphose s'accompagne d'un bouleversement méthodologique. La finance comportementale classique reposait sur des expériences qui est en laboratoire ou sur l'observation rétrospective d'anomalies de marché. On souligne ainsi que cette capacité d'analyse multisource offre une granularité nouvelle et autorise des modèles de simulation comportementale. Comme l'illustrent Brynjolfsson et McAfee (2017)² dans son travail de recherche l'IA transforme le champ de l'observation en lui donnant

¹ Lo, A. W. (2019). *Adaptive Markets: Financial Evolution at the Speed of Thought*. Princeton University Press.

² Brynjolfsson, E., & McAfee, A. (2017). *Machine, Platform, Crowd: Harnessing Our Digital Future*. Norton & Company.

une portée prédictive à grande échelle. Dans ce sens cette sophistication croissante introduit une opacité des modèles qui questionne leur intelligibilité.

Sur le plan éthique et institutionnel on note que cette évolution appelle une vigilance accrue. L'utilisation de l'IA pour détecter les biais peut dégénérer en exploitation de vulnérabilités comportementales. Shiller (2015)¹ montre que les récits collectifs ont un pouvoir structurant sur les comportements financiers ainsi que leur amplification par des algorithmes prédictifs risque de favoriser des dynamiques mimétiques ou auto-réalisatrices. De plus la dimension normative de l'IA soulève un questionnement démocratique : jusqu'à quel point faut-il autoriser une machine à suggérer ou à corriger les choix d'investissement ?

D'autre part les apports opérationnels de la finance comportementale augmentée sont pourtant nombreux. On note précisément les robo-advisors personnalisés, la détection des signaux faibles, l'analyse des réseaux sociaux ou la modélisation des comportements irrationnels permettent d'améliorer l'efficacité des stratégies d'investissement.

Conclusion

L'analyse croisée de la finance comportementale et de l'intelligence artificielle révèle une dynamique d'évolution disciplinaire qui est marquée par la complémentarité plutôt que la rupture. D'un côté on souligne que la psychologie financière a permis de lever le voile sur les biais cognitifs et émotionnels qui perturbent la rationalité des agents économiques. Cela en apportant une lecture plus réaliste des comportements sur les marchés. Mais en dépit de son apport fondamental, elle souffre d'un manque de pouvoir explicatif et prédictif dans un environnement financier devenu complexe, rapide et digitalisé.

Ainsi l'essor des technologies d'intelligence artificielle notamment le machine learning, le deep learning et le traitement du langage naturel introduit une capacité d'analyse nouvelle et massive et de modélisation adaptative. Dans cette voie l'IA ouvre la voie à une compréhension en temps réel des dynamiques de marché qui est capable de capter les signaux faibles, d'anticiper les comportements collectifs et d'identifier les biais avant même qu'ils ne produisent leurs effets.

D'autre part l'accroissement de la performance prédictive ne doit pas se faire au détriment de la transparence, de la responsabilité ou de l'équité. Le mécanisme de l'IA, si elle est mal encadrée il peut renforcer les asymétries d'information, manipuler les comportements ou accentuer les dynamiques spéculatives au lieu de les réguler.

¹ Shiller, R. J. (2015). *Narrative Economics: How Stories Go Viral and Drive Major Economic Events*. Princeton University Press.

Dans cette voie la nécessité d'une gouvernance algorithmique, fondée sur l'intelligibilité, l'auditabilité et l'éthique, apparaît dès lors comme une exigence fondamentale pour le développement durable de la discipline.

Enfin la finance comportementale enrichie par l'intelligence artificielle offre un nouveau paradigme, plus opérationnel, prédictif et contextualisé. Mais on souligne le fait que son avenir dépendra de trois conditions critiques : garantir l'explicabilité des modèles (explainable AI), assurer une régulation adaptée à ses usages, et encourager une recherche interdisciplinaire articulant psychologie, finance, éthique et science des données. Ce n'est qu'au prix de cet équilibre entre rigueur scientifique et aussi puissance technologique et responsabilité sociale que la finance comportementale augmentée pourra pleinement jouer son rôle dans l'analyse et la régulation des marchés financiers contemporains.

Bibliographie

Baker, H. K., & Ricciardi, V. (2014). *Investor behavior: The psychology of financial planning and investing*. Wiley.

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.

Barberis, N., & Thaler, R. (2003). A survey of behavioral finance. In G. Constantinides, M. Harris, & R. Stulz (Eds.), *Handbook of the Economics of Finance* (pp. 1053–1123). Elsevier.

Brynjolfsson, E., & McAfee, A. (2017). *Machine, platform, crowd: Harnessing our digital future*. W.W. Norton & Company.

Burrell, J. (2016). How the machine 'thinks': Understanding opacity in machine learning algorithms. *Big Data & Society*, 3(1), 1–12.

Chen, M., Li, Y., & Zhang, T. (2021). Artificial intelligence in financial risk management: Applications and challenges. *Journal of Risk and Financial Management*, 14(2), 1–18.

D'Acurto, F., Rossi, A. G., & Weber, A. (2019). Robo-advising: A substitute for human financial advice? *Review of Financial Studies*, 32(5), 1983–2020.

Daniel, K., Hirshleifer, D., & Teoh, S. H. (2002). Investor psychology in capital markets: Evidence and policy implications. *Journal of Monetary Economics*, 49(1), 139–209.

Fama, E. F. (1970). Efficient capital markets: A review of theory and empirical work. *The Journal of Finance*, 25(2), 383–417.

- Hirshleifer, D. (2001). Investor psychology and asset pricing. *The Journal of Finance*, 56(4), 1533–1597.
- Kahneman, D., & Sibony, O. (2021). *Noise: A flaw in human judgment*. HarperCollins.
- Kahneman, D., & Tversky, A. (1979). Prospect theory: An analysis of decision under risk. *Econometrica*, 47(2), 263–291.
- Khandani, A. E., Kim, A. J., & Lo, A. W. (2010). Consumer credit-risk models via machine-learning algorithms. *Journal of Banking & Finance*, 34(11), 2767–2787.
- Kirman, A. (2010). The economic crisis is a crisis for economic theory. *CESifo Economic Studies*, 56(4), 498–535.
- Lo, A. W. (2004). The adaptive markets hypothesis: Market efficiency from an evolutionary perspective. *The Journal of Portfolio Management*, 30(5), 15–29.
- Lo, A. W. (2019). *Adaptive markets: Financial evolution at the speed of thought*. Princeton University Press.
- Loughran, T., & McDonald, B. (2016). Textual analysis in accounting and finance: A survey. *Journal of Accounting Research*, 54(4), 1187–1230.
- Marr, B. (2016). *Big data in practice: How 45 successful companies used big data analytics to deliver extraordinary results*. Wiley.
- Narang, R. K. (2013). *Inside the black box: The simple truth about quantitative trading*. Wiley.
- Ricadat, L. (2021). *Vie psychique et comportements financiers*. Préprint, Université Paris-Saclay.
- 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), 777–790.
- Shiller, R. J. (1981). Do stock prices move too much to be justified by subsequent changes in dividends? *American Economic Review*, 71(3), 421–436.
- Shiller, R. J. (2000). *Irrational exuberance*. Princeton University Press.
- Shiller, R. J. (2003). From efficient markets theory to behavioral finance. *Journal of Economic Perspectives*, 17(1), 83–104.
- Shiller, R. J. (2015). *Irrational exuberance* (3rd ed.). Princeton University Press.
- Simon, H. A. (1955). A behavioral model of rational choice. *The Quarterly Journal of Economics*, 69(1), 99–118.

Tetlock, P. C. (2007). Giving content to investor sentiment: The role of media in the stock market. *The Journal of Finance*, 62(3), 1139–1168.

Thaler, R. H. (1993). *Advances in behavioral finance*. Russell Sage Foundation.

Thaler, R. H. (2000). From homo economicus to homo sapiens. *Journal of Economic Perspectives*, 14(1), 133–141.

Zarsky, T. (2016). The trouble with algorithmic decisions: An analytic road map to examine efficiency and fairness in automated and opaque decision making. *Science, Technology, & Human Values*, 41(1), 118–132.
