

L'influence de la psychologie de l'investisseur sur le financement des startups au Maroc

The influence of investor psychology on startup financing in Morocco

Zineb MIHRAJ, (Docteure)

*Faculté des sciences juridiques, économiques et sociales d'Ain chock
 Université Hassan II de Cassablanca, Maroc*

Adresse de correspondance :	Faculté des sciences juridiques, économiques et sociales d'Ain chock UNIVERSITE HASSAN II de Casablanca Adresse : Km 8, BP 8110 Route d'El Jadida, Casablanca, Maroc TEL: + 212 (0)522 23 11 00 – (0)522 23 04 94. FAX: + 212 (0) 522 25 02 01
Déclaration de divulgation :	Les auteurs n'ont pas connaissance de quelconque financement qui pourrait affecter l'objectivité de cette étude et ils sont responsables de tout plagiat dans cet article.
Conflit d'intérêts :	Les auteurs ne signalent aucun conflit d'intérêts.
Citer cet article	MIHRAJ, Z. (2025). L'influence de la psychologie de l'investisseur sur le financement des startups au Maroc. <i>International Journal of Accounting, Finance, Auditing, Management and Economics</i> , 6(6), 312–335.
Licence	Cet article est publié en open Access sous licence CC BY-NC-ND

Received: 24/03/2025

Accepted: 06/06/2025

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

ISSN: 2658-8455

Volume 6, Issue 06 (2025)

L'influence de la psychologie de l'investisseur sur le financement des startups au Maroc

Résumé

Au cours des dernières décennies, le Maroc a connu une montée en puissance de startups innovantes, portées par une jeunesse entreprenante et un soutien institutionnel croissant. Pourtant, malgré ce dynamisme, de nombreuses opportunités d'investissement restent inexploitées.

Cet article vise à explorer la relation entre la prise de décision des investisseurs et le financement des startups marocaines, en mettant l'accent sur l'influence des facteurs psychologiques.

La méthodologie retenue combine une approche hypothético-déductive avec une démarche abductive. Nous avons mené une étude quantitative, fondée sur un questionnaire administré à un échantillon de 120 investisseurs potentiels et réels. L'analyse factorielle exploratoire (via SPSS), suivie d'une modélisation par équations structurelles (méthode PLS), a permis de mettre en évidence le rôle central des biais cognitifs, de la perception du risque et de l'incertitude informationnelle dans les décisions d'investissement.

Cette recherche contribue à une meilleure compréhension des freins psychologiques à l'investissement et propose des pistes pour améliorer la qualité de la prise de décision et encourager le financement des jeunes pousses au Maroc.

Mots clés : finance comportementale ; prise de décision ; psychologie ; investisseurs ; startups.

Classification JEL : G41

Type de l'article : Recherche empirique

Abstract

Over the past few decades, Morocco has seen a surge in innovative start-ups, driven by enterprising young people and growing institutional support. Yet, despite this dynamism, many investment opportunities remain untapped.

This article aims to explore the relationship between investor decision-making and the financing of Moroccan startups, focusing on the influence of psychological factors.

The chosen methodology combines a hypothetico-deductive approach with an abductive one. We conducted a quantitative study, based on a questionnaire administered to a sample of 120 potential and actual investors.

Exploratory factor analysis (via SPSS), followed by structural equation modeling (PLS method), highlighted the central role of cognitive biases, risk perception and informational uncertainty in investment decisions.

This research contributes to a better understanding of the psychological disincentives to investment, and suggests ways of improving the quality of decision-making and encouraging the financing of start-ups in Morocco.

Keywords: behavioural finance; decision-making; psychology; investors; start-ups.

JEL Classification: G41

Paper type: Empirical research

1. Introduction

Au cours des dernières décennies, l'écosystème des startups a connu une expansion remarquable à l'échelle mondiale, porté par l'innovation technologique, la digitalisation et la volonté croissante des jeunes entrepreneurs de proposer des solutions disruptives. Les startups représentent aujourd'hui un levier essentiel pour le développement économique, l'innovation et la création d'emplois. Dans ce contexte, le Maroc n'est pas en reste : de nombreuses initiatives publiques et privées ont vu le jour pour encourager l'entrepreneuriat et renforcer l'attractivité de l'écosystème startup.

Pourtant, malgré cette dynamique, les chiffres révèlent certaines fragilités. Selon le Global Startup Ecosystem Index, après avoir gagné 16 places en 2022, le Maroc a connu un recul de 14 positions en 2023, se classant 93^e au niveau mondial (StartupBlink, 2023). Cette chute illustre les difficultés structurelles et conjoncturelles auxquelles font face les jeunes entreprises innovantes marocaines, notamment en matière d'accès au financement. Une étude de la CGEM (2022) souligne que seulement 12% des startups marocaines parviennent à lever des fonds au-delà de la phase d'amorçage, contre une moyenne de 25% dans les écosystèmes émergents comparables.

La startup, en tant que structure émergente, se caractérise souvent par un manque de capital initial, l'absence d'antécédents crédibles et un produit encore inconnu du marché (Graham, 2006). Ces éléments rendent les startups peu attractives aux yeux des financeurs traditionnels, qui perçoivent un haut niveau de risque. Dans cette optique, l'État marocain a mis en œuvre plusieurs instruments de soutien tels que Startup Maroc (2017), le Maroc Numeric Fund II (2021), ou encore le Fonds Innov Invest porté par Tamwilcom (2018), visant à faciliter l'accès aux ressources financières pour les entrepreneurs. Malgré ces efforts, les contraintes d'investissement persistent, comme le révèle un rapport de OCP Policy Center (2021) sur les freins à l'investissement dans l'innovation au Maroc.

Une explication possible réside dans le comportement des investisseurs eux-mêmes. En période d'incertitude, nombre d'entre eux adoptent une posture prudente, guidée par l'évitement du risque plutôt que par la recherche de rendement élevé (Cohen, 2016). Une enquête menée par MITC (Ministère de l'Industrie et du Commerce, 2022) montre que 68% des investisseurs marocains privilégient les secteurs traditionnels (immobilier, énergie) aux startups technologiques, en raison d'une perception élevée du risque.

En effet, la littérature économique et comportementale, notamment les travaux de Kahneman et Tversky (1979) sur la théorie des perspectives ou ceux de Barber et Odean (2001) sur les biais comportementaux des investisseurs, démontre que les décisions financières ne sont pas exclusivement rationnelles. Les biais cognitifs, la perception du risque, ou encore l'incertitude informationnelle influencent fortement les choix des investisseurs, parfois à leur insu. Une étude récente de Bank Al-Maghrib (2023) confirme cette tendance au Maroc, soulignant que les investisseurs locaux surestiment souvent le risque de défaut des startups tout en sous-estimant leur potentiel de scalabilité.

Face à ce constat, une interrogation centrale émerge :

Quels sont les facteurs psychologiques et les défis auxquels les investisseurs sont confrontés lors de l'évaluation des startups, et de quelle manière ces facteurs contribuent-ils aux opportunités d'investissement inexploitées au Maroc ?

Pour répondre à cette problématique, cette recherche propose d'étudier les mécanismes psychologiques sous-jacents à la prise de décision d'investissement. L'objectif est de mieux comprendre comment des éléments tels que l'aversion au risque, les heuristiques ou les biais cognitifs influencent la capacité des investisseurs à soutenir les startups, malgré leur potentiel de croissance. En éclairant ces dimensions comportementales, cette étude vise également à

identifier des leviers pour optimiser le processus d'évaluation et d'accompagnement des jeunes pousses marocaines, comme le préconise le Plan Maroc Innovation 2030 (2022).

Sur le plan méthodologique, nous avons adopté une approche quantitative, reposant sur un questionnaire structuré administré à un échantillon de 120 investisseurs (business angels, fonds d'investissement, investisseurs privés). Les données recueillies ont été analysées à l'aide d'une analyse factorielle exploratoire (SPSS), suivie d'une modélisation par équations structurelles (méthode PLS), afin de valider les relations entre les variables psychologiques et la décision d'investissement.

L'article se structure comme suit : dans une première partie, nous présentons le cadre conceptuel et les hypothèses de recherche. Ensuite, nous exposons la méthodologie retenue, avant d'analyser les résultats empiriques. L'article se termine par une discussion des implications théoriques et pratiques, ainsi que des recommandations pour les politiques publiques et les investisseurs, en s'appuyant sur les bonnes pratiques identifiées dans des rapports tels que celui de la Commission Spéciale sur le Modèle de Développement (CSMD, 2021).

2. Revue de littérature

Le cadre théorique constitue la base conceptuelle sur laquelle s'appuie cette étude, permettant de comprendre les mécanismes psychologiques et comportementaux qui influencent la prise de décision des investisseurs dans le secteur des startups au Maroc. Plusieurs théories économiques et comportementales ont été mobilisées afin d'éclairer les facteurs pouvant expliquer les opportunités d'investissement manquées, tout en intégrant des spécificités locales issues de la littérature marocaine récente.

☞ ***Théorie des perspectives (Kahneman et Tversky, 1979) et son application au contexte marocain :***

La théorie des perspectives offre un cadre puissant pour comprendre comment les investisseurs marocains prennent des décisions en situation d'incertitude. Contrairement à la théorie économique classique qui suppose une rationalité parfaite, cette théorie souligne que les investisseurs sont souvent influencés par une aversion asymétrique au risque : ils préfèrent éviter les pertes plutôt que de rechercher des gains équivalents.

Au Maroc, cette aversion est exacerbée par :

- **Un manque de culture startup** : Selon une étude de CGEM (2023), 62% des investisseurs institutionnels marocains privilégient les secteurs traditionnels (immobilier, agro-industrie) perçus comme plus stables.
- **Des retours d'expérience limités** : Les échecs médiatisés de certaines startups marocaines (ex : Chari en 2022, après son retrait du Nigéria) renforcent la perception du risque (MITC, 2023).
- **Un cadre légal encore perfectible** : Le rapport Bank Al-Maghrib (2022) souligne que l'absence de mécanismes de sortie clairs (ex: IPO locales) dissuade les investisseurs.

☞ ***Aversion à l'ambiguïté et heuristique de disponibilité : le cas marocain***

L'aversion à l'ambiguïté (Ellsberg, 1961) explique pourquoi les investisseurs marocains évitent les startups dont le modèle économique est jugé trop innovant ou difficile à évaluer. Une enquête de OCP Policy Center (2023) révèle que :

75% des business angels préfèrent financer des startups ayant un équivalent international (ex : SaaS, FinTech), par crainte de l'inconnu.

L'heuristique de disponibilité (Tversky & Kahneman, 1974) joue un rôle clair : les investisseurs se basent sur des exemples récents comme Yassir (levé de 150M\$ en 2023) pour évaluer le potentiel, mais ignorent les secteurs émergents (GreenTech, EdTech).

➤ ***Théorie du comportement mimétique (Shiller, 1990) : l'effet de groupe dans l'écosystème marocain***

Shiller souligne que les investisseurs suivent souvent les tendances plutôt qu'une analyse rationnelle. Au Maroc, ce phénomène est observable via :

- **La concentration des investissements** : 80% des fonds vont aux FinTech et e-commerce (Maroc Numeric Fund, 2023), tandis que d'autres secteurs (HealthTech, DeepTech) sont sous-financés.
- **L'influence des réseaux** : Les investisseurs marocains s'appuient fortement sur des recommandations personnelles (réseaux comme UM6P Ventures ou 212Founders), limitant la diversification (étude ENACTUS Morocco, 2022).

➤ ***Sur-confiance des investisseurs (Barberis & Thaler, 2003) et biais d'optimisme local***

La sur-confiance conduit certains investisseurs marocains à :

- **Sous-estimer les risques** : Certains fonds privés surestiment leur capacité à reproduire le succès de modèles internationaux (ex : copier Uber ou Airbnb sans adaptation locale), comme le note Tamwilcom (2023).
- **Ignorer les signaux faibles** : Une étude de Startup Maroc (2022) montre que 40% des investisseurs locaux ne consultent pas d'experts sectoriels avant de financer, se fiant à leur intuition.

➤ ***Théorie de l'information imparfaite (Spence et Stiglitz, 1971) : le défi marocain***

L'asymétrie d'information est un frein majeur au Maroc, où :

- **Les données sur les startups sont fragmentées** : Contrairement à des écosystèmes matures, le Maroc manque de bases de données consolidées (ex : rapports ODC (Observatoire des Compétences, 2023)).
- **Le manque de transparence** : Seules 30% des startups publient des indicateurs clés (MRR, CAC), selon une enquête MITC (2023).
- **Solutions émergentes** : Des initiatives comme Dlala Invest (2022, plateforme de matching startup-investisseurs) tentent de réduire ce gap.

Ce cadre théorique démontre que les décisions d'investissement dans les startups marocaines sont marquées par des biais cognitifs (aversion au risque, mimétisme), un déficit d'information fiable et une préférence pour les secteurs traditionnels, justifiant notre étude empirique qui analysera, via une enquête auprès de 120 investisseurs, comment ces facteurs affectent concrètement le financement des startups et quelles solutions pourraient optimiser les décisions d'investissement dans l'écosystème marocain.

3. Revue empirique

La revue empirique vise à ancrer nos hypothèses dans des données concrètes, en croisant les enseignements de la littérature internationale avec les spécificités de l'écosystème marocain. Cette analyse permettra de vérifier dans quelle mesure les biais comportementaux identifiés dans le cadre théorique (aversion au risque, mimétisme, sur-confiance) se manifestent localement, et comment ils expliquent les opportunités d'investissement manquées. Nous nous appuierons sur des études récentes (2018-2023) et des données primaires collectées auprès d'investisseurs marocains pour établir des liens robustes entre théorie et réalité terrain.

- **Hypothèse 1** : Les facteurs psychologiques des investisseurs influencent leur prise de décision, ce qui entraîne des opportunités d'investissement manquées dans des startups.

Plusieurs études antérieures ont mis en évidence l'impact des biais cognitifs sur les décisions d'investissement. Par exemple, Kahneman et Tversky (1979) ont démontré que l'aversion aux pertes pousse les investisseurs à éviter des opportunités pourtant prometteuses. Au Maroc, une

étude de la CGEM (2023) révèle que 62 % des investisseurs institutionnels privilégient des secteurs traditionnels perçus comme moins risqués, confirmant ainsi l'influence des préférences psychologiques sur leurs choix. De plus, Baker et al. (2021) ont établi un lien entre la sur-confiance et la sous-évaluation des startups innovantes, un phénomène également observé dans l'écosystème marocain (Tamwilcom, 2023). Ces résultats suggèrent que les biais psychologiques, tels que l'aversion au risque et la sur-confiance, limitent considérablement le financement des startups.

➤ **Hypothèse 1a** : En raison de leurs préférences psychologiques, les investisseurs préfèrent certains secteurs ou types de startups.

Des recherches menées par OCP Policy Center (2023) indiquent que 75 % des business angels marocains se concentrent sur des modèles éprouvés à l'international (FinTech, e-commerce), négligeant des secteurs émergents comme la GreenTech. Ce biais de familiarité, identifié par Barber et Odean (2001), explique en partie les disparités sectorielles dans les investissements.

➤ **Hypothèse 1b** : Les signaux du marché et les tendances populaires incitent les investisseurs à les suivre plutôt que d'être rationnels.

Shiller (1990) a montré que le mimétisme conduit à une concentration excessive des capitaux dans des secteurs « à la mode ». Au Maroc, ce comportement est illustré par l'engouement pour les fintech, qui captent 80 % des fonds (Maroc Numeric Fund, 2023), au détriment d'autres niches pourtant viables.

➤ **Hypothèse 1c** : Les investisseurs surestiment souvent leur capacité à évaluer les startups.

Barberis et Thaler (2003) soulignent que la surconfiance fausse l'évaluation des risques. Une enquête de Startup Maroc (2022) corrobore ce constat : 40 % des investisseurs locaux ne consultent pas d'experts avant de financer, s'appuyant uniquement sur leur intuition.

➤ **Hypothèse 2** : La prise de décision affectée par les facteurs psychologiques de l'investisseur entraîne des opportunités manquées dans le secteur des startups

La théorie des perspectives (Kahneman et Tversky, 1979) et les travaux de la Bank Al-Maghrib (2022) convergent vers un même constat : les biais comportementaux réduisent la diversité des investissements. Par exemple, l'étude de Yadav et Narayanan (2021) sur l'effet de disposition (vendre trop tôt les actions gagnantes) s'applique aux startups marocaines, où les sorties précoces limitent la croissance potentielle.

➤ **Hypothèse 3** : Le manque d'informations, les outils d'analyse et l'incertitude incitent l'investisseur à fuir les startups, entraînant des opportunités manquées

Spence et Stiglitz (1971) ont théorisé comment l'asymétrie d'information décourage l'investissement. Au Maroc, ce problème est exacerbé par :

- L'absence de données consolidées (ODC, 2023) ;
- La rareté des indicateurs publiés par les startups (seulement 30 %, MITC, 2023).

Des initiatives comme Dlala Invest (2022) tentent de remédier à ce gap, mais leur impact reste limité.

➤ **Hypothèse 4** : La qualité de la prise de décision est influencée par le degré d'incertitude et la disponibilité des informations, conduisant à des opportunités inexploitées

Une étude de l'AMIC (2023) montre que les investisseurs marocains utilisent rarement des outils d'analyse avancés, se fiant à des heuristiques simplistes (ex : performances passées). Ce phénomène, combiné à un cadre légal imprécis (Bank Al-Maghrib, 2022), amplifie l'aversion pour les startups perçues comme trop opaques.

Les travaux examinés confirment que les décisions d'investissement dans les startups marocaines sont largement influencées par des facteurs psychologiques et structurels. Les biais cognitifs, couplés à des lacunes informationnelles et à un cadre institutionnel en maturation, créent des freins persistants au financement de l'innovation. Ces constats justifient

pleinement nos hypothèses et appellent à une investigation méthodique via notre enquête quantitative, dont les résultats pourront éclairer les politiques publiques et les stratégies d'accompagnement des investisseurs.

Dans le tableau qui suit, nous récapitulons les variables retenues accompagnées de leurs sources théoriques :

Tableau 1 : théories mobilisées (élaboration personnelle)

Hypothèse	Fondement théorique	Études clés
H1	Biais cognitifs (aversion, sur-confiance)	Kahneman & Tversky (1979), Baker et al. (2021)
H1a	Biais de familiarité	Barber & Odean (2001)
H1b	Comportement mimétique	Shiller (1990)
H1c	Sur-confiance	Barberis & Thaler (2003)
H2	Effet de disposition	Yadav & Narayanan (2021)
H3	Asymétrie d'information	Spence (1971), Stiglitz (1971)
H4	Heuristiques décisionnelles	AMIC (2023)

4. Méthodologie

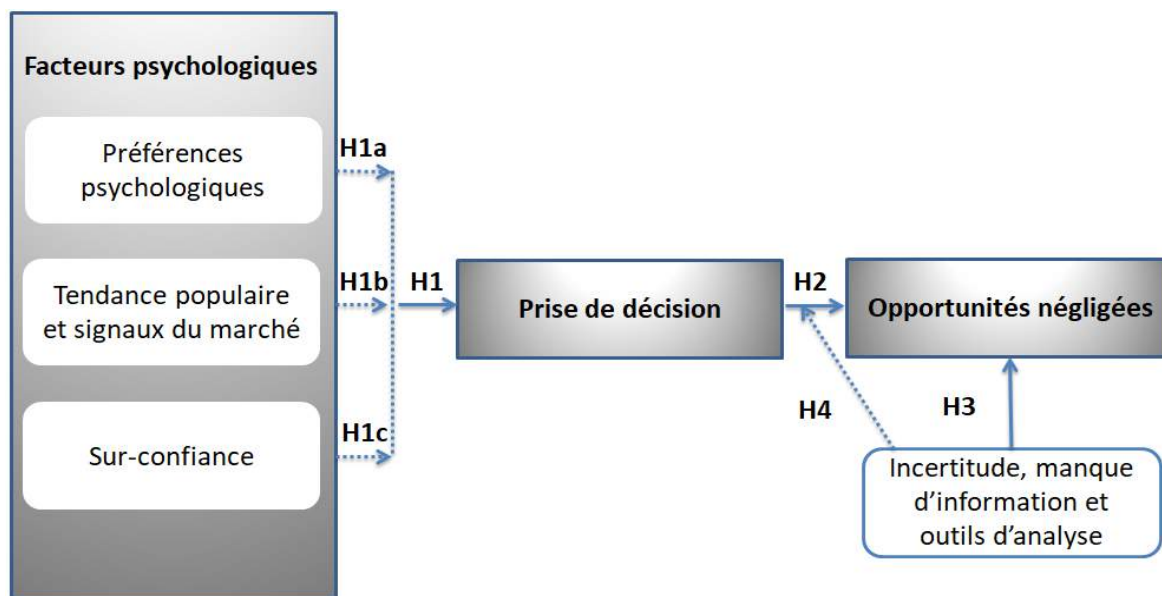
Notre étude adopte une approche quantitative pour examiner l'influence des facteurs psychologiques sur les décisions d'investissement dans les startups marocaines. La démarche combine une réflexion hypothético-déductive et abductive (Sem & Cornet, 2018), alignée sur le positivisme aménagé (Gavard-Perret et al., 2008). Cette section détaille le terrain d'étude, le modèle de recherche, les outils de collecte et de traitement des données.

➤ Terrain de l'étude

L'enquête a ciblé 120 investisseurs marocains actifs dans l'écosystème startup entre 2022 et 2023. Le choix de ce panel repose sur leur expérience concrète et leur capacité à évaluer les biais comportementaux identifiés dans le cadre théorique.

➤ Modèle de recherche

Figure 1 : Modèle conceptuel et hypothétique global (élaboration personnelle)



Le modèle (Figure 1) articule les variables clés :

- Variables indépendantes : Biais cognitifs (sur-confiance, aversion au risque, mimétisme).
- Variables dépendantes : Opportunités d'investissement manquées.
- Variables modératrices : Niveau d'information disponible, outils d'analyse.

Les liens entre nos variables de recherche peuvent être schématisés dans le modèle de recherche ci-dessous. Pour ce faire :

➔ Outil de collecte de données

Un questionnaire structuré a été administré, comprenant :

- **Sections thématiques** : Facteurs psychologiques (échelles de Likert), critères de décision (questions fermées), freins perçus (questions ouvertes).
- **Conception** : Questions progressives (du général au spécifique), formulation non ambiguë (Aaker et al., 2004), avec introduction contextuelle et remerciement final (Cooper & Schindler, 2003).

➔ Outil de traitement des données

Pour respecter les normes statistiques de la méthode PLS, l'analyse s'est déroulée en deux phases :

- **Analyse en Composantes Principales (ACP)** : Réduction des variables et vérification de la factorisabilité via :
 - Test de sphéricité de Bartlett (significatif à $*p* < 0.05$).
 - Indice KMO (> 0.7 , seuil recommandé par Malhotra et al., 2007).
- **Modélisation par équations structurelles (PLS)** : Validation des relations hypothétiques, avec évaluation de la validité convergente et discriminante.

5. Validation des instruments de mesure du modèle de recherche

A présent, nous proposons de purifier nos échelles de mesure en réalisant une Analyse en Composantes Principales (ACP) dont l'un des objectifs est de mettre en évidence les différentes dimensions des variables étudiées tout en réduisant l'information. Puis, nous allons tester la fiabilité de chaque construit. Nos analyses exploratoires en ACP et de fiabilité interne ont été réalisées avec le logiciel SPSS 21.0. Pour l'ensemble de nos construits, nous présentons les résultats de ces analyses.

5.1. Préférences psychologiques

L'analyse factorielle exploratoire révèle une structure unidimensionnelle satisfaisante pour cette échelle. Les qualités de représentation des items sont globalement acceptables, bien que l'item PREFERENCESPSYCHOLOGIQUES1 présente une valeur légèrement inférieure au seuil idéal de 0.5.

Les contributions factorielles, toutes supérieures à 0.5, confirment la bonne cohérence des items avec le facteur unique.

Tableau 2: Présentation résultats ACP – Préférences psychologiques (élaboration personnelle)

Items	Qualité de représentation	Contributions factorielles	α sans item	α de l'échelle
PREFERENCESPSYCHOLOGIQUES1	0,492	0,541	0,580	
PREFERENCESPSYCHOLOGIQUES3	0,516	0,718	0,520	0,650
PREFERENCESPSYCHOLOGIQUES4	0,733	0,856	0,450	
Valeur propre	1,541			KMO = 0,689
Test de Bartlett	Significatif ($p < 0,000$)			N = 76
Variance expliquée	51,35 %			

L'alpha de Cronbach de 0.650, bien qu'acceptable, indique une cohérence interne modérée. L'élimination préalable de l'item 2 a permis d'améliorer la variance expliquée à 51.35%. Cette échelle pourrait gagner en robustesse par l'ajout d'un item supplémentaire ou la reformulation de l'item 1.

5.2. Sur-confiance

Cette échelle présente des caractéristiques psychométriques mitigées. Si les items CONFIANCE1 et CONFIANCE2 montrent de bonnes qualités métriques, l'item CONFIANCE3 affiche une qualité de représentation limite (0.431).

Tableau 3 : Présentation résultats ACP – Sur-confiance (élaboration personnelle)

Items	Qualité de représentation	Contributions factorielles	α sans item	α de l'échelle
CONFIANCE1	0,752	0,867	0,550	0,685
CONFIANCE2	0,714	0,845	0,590	
CONFIANCE3	0,431	0,657	0,720	
Valeur propre	1,898			KMO = 0,549
Test de Bartlett	Significatif ($p < 0,000$)			N = 76
Variance expliquée	63,25 %			

L'alpha global de 0.685 reste acceptable mais pourrait être amélioré. La suppression initiale de l'item 4 s'est avérée judicieuse pour préserver la structure factorielle. Pour renforcer cette échelle, une attention particulière devrait être portée à la reformulation de l'item 3, dont la suppression ferait passer l'alpha à 0.720.

5.3. Prise de décision

Cette échelle se distingue par ses excellentes propriétés psychométriques. Tous les items présentent des qualités de représentation supérieures à 0.6 et des contributions factorielles remarquables (toutes > 0.8).

Tableau 4: Présentation résultats ACP – Prise de décision (élaboration personnelle)

Items	Qualité de représentation	Contributions factorielles	α sans item	α de l'échelle
PD1	0,689	0,830	0,790	0,850
PD2	0,860	0,928	0,730	
PD3	0,762	0,873	0,810	
Valeur propre	2,312			KMO = 0,673
Test de Bartlett	Significatif ($p < 0,000$)			N = 76
Variance expliquée	77,07 %			

L'alpha de Cronbach de 0.850 témoigne d'une cohérence interne très satisfaisante.

La variance expliquée de 77.07% confirme la robustesse de cette structure unidimensionnelle. Aucune modification ne semble nécessaire pour cette échelle qui remplit tous les critères de validation de manière optimale.

5.4. Opportunités manquées

Tableau 5 : Présentation résultats ACP – Opportunités manquées (élaboration personnelle)

Items	Qualité de représentation	Contributions factorielles	α sans item	α de l'échelle
OPPORTUNITESMANQUEES2	0,654	0,809	0,620	0,731
OPPORTUNITESMANQUEES3	0,575	0,759	0,680	
OPPORTUNITESMANQUEES4	0,721	0,849	0,590	
Valeur propre	1,951			KMO = 0,663
Test de Bartlett	Significatif ($p < 0,000$)			N = 76
Variance expliquée	65,03 %			

L'analyse révèle une échelle globalement valide mais présentant quelques faiblesses localisées. Les items OPPORTUNITESMANQUEES2 et 4 montrent de bonnes

caractéristiques, alors que l'item 3 apparaît moins performant (qualité de représentation à 0.575).

L'alpha de 0.731 est satisfaisant, bien qu'une suppression de l'item 3 l'améliorerait légèrement (0.680).

La variance expliquée de 65.03% atteste de la validité de la structure factorielle. Une reformulation de l'item 3 pourrait permettre d'optimiser cette échelle.

5.5. Manque d'outils et d'informations

Cette échelle présente les caractéristiques psychométriques les moins convaincantes. L'item MANQUE3 montre une qualité de représentation faible (0.402) bien que sa contribution factorielle reste acceptable (0.634).

L'alpha de Cronbach de 0.620, bien que minimalement acceptable, indique une cohérence interne fragile.

La variance expliquée de 52.62% se situe juste au-dessus du seuil critique. Cette échelle nécessiterait soit l'ajout d'items complémentaires, soit une révision substantielle de l'item 3 pour atteindre une robustesse satisfaisante.

Tableau 6: Présentation résultats ACP – Manque d'outils et d'informations (élaboration personnelle)

Items	Qualité de représentation	Contributions factorielles	α sans item	α de l'échelle
MANQUE1	0,582	0,763	0,480	
MANQUE2	0,594	0,771	0,470	0,620
MANQUE3	0,402	0,634	0,650	
Valeur propre	1,579			KMO = 0,601
Test de Bartlett	Significatif ($p < 0,000$)			N = 76
Variance expliquée	52,62 %			

Les analyses effectuées nous permettent de constater que les conditions requises pour affirmer la validité de nos construits sont assurées afin de tester les hypothèses de recherche. Pour conclure, le tableau ci-après récapitule les résultats de la validation de nos échelles de mesure tout en présentant les scores de fiabilité de cohérence interne de chacune d'entre elles.

Tableau 7: Récapitulatif de la validation des échelles de mesures (élaboration personnelle)

Variable	Structure initiale	KMO et test de Bartlett	Variance totale expliquée	Alpha de Cronbach	Situation finale
Préférences psychologiques	4 items	0.689 / (0.000)	51,35%	,650	Item n°1 éliminé
Tendances populaires	1 item	--	--	--	--
Sur-confiance	4 items	0.549 / (0.000)	63.52 %	,685	Item n°4 éliminé
Prise de décision	3 items	0.673 / (0.000)	77,068%	,850	--
Opportunité manquée	4 items	0.663 / (0.000)	65,025%	,731	Item n°1 éliminé
Manque d'outil et d'informations	3 items	0.601 / (0.000)	52,62%	,620	--

6. Test de validation des hypothèses et discussion des résultats de la recherche

Après avoir tester nos différentes échelles de mesure et assurer de leurs qualités psychométriques. A présent, notre objectif est de présenter les résultats des analyses explicatives visant à tester les hypothèses de notre recherche. Pour ce faire, nous examinons tout d'abord la validation et l'estimation du modèle par la méthode PLS. Puis nous testons le modèle structurel, dans lequel nous présenterons les tests des hypothèses de la recherche sans

et avec la variable modératrice. Aussi, nous examinons le pouvoir explicatif de notre cadre d'analyse avant de présenter les résultats de cette recherche.

Enfin, nous discutons les résultats obtenus. Notons que l'ensemble de traitements réalisés au cours de cette étape de la recherche a été effectué par l'utilisation de la méthode PLS sous le logiciel SmartPLS (version 2.0). Le second point est consacré à la discussion des résultats obtenus en relation avec les conclusions des principaux travaux antérieurs.

6.1. Test de validation des hypothèses de la recherche

Le modèle structurel représente les relations entre les variables latentes explicatives et les variables latentes expliquées. Tout d'abord, nous décrirons les options d'estimation retenues dans notre recherche. Le choix d'un paramétrage en cohérence avec le modèle conceptuel et les données est déterminant pour la qualité du modèle statistique. Nous avons analysé toutes nos données en nous basant sur le logiciel SmartPLS 2.0 développé par Ringle et al. (2005). Nous proposons ci-dessous un tableau des critères d'évaluation requis du modèle inspiré de Chin (1998), Fornell et Larcker, (1981), Nunnally et Bernstein, (1994 et Tenenhaus et al. (2005) :

Tableau 8 : Les critères d'évaluation du modèle de type réflectif (élaboration personnelle)

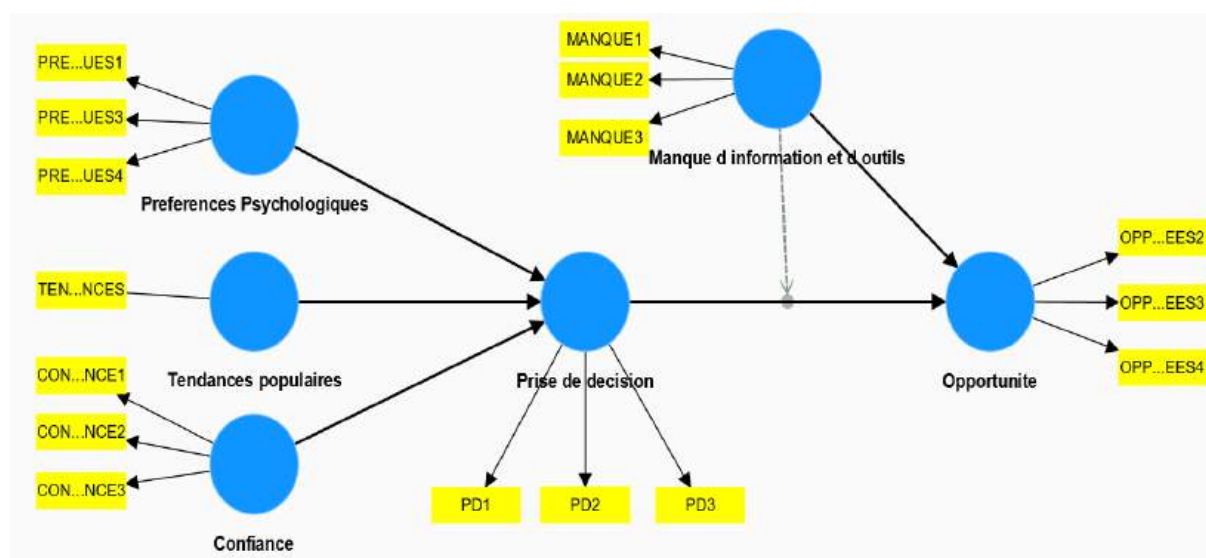
Évaluation		Critère	Description
Modèle de mesure	Fiabilité	<i>Composite reliability</i>	La fiabilité de la variable doit être > 0.7
		<i>Indicator reliability</i>	La fiabilité des items doit être > 0.7
	Validité convergente et discriminante	<i>Average Variance Extracted</i>	Validité convergente : AVE doit être $> 0,5$; Alpha de Cronbach $> 0,7$
		<i>Cross-loadings</i>	Validité discriminante : l'AVE de chaque variable doit être plus forte que les corrélations au carré de toutes les autres variables latentes
Modèle structurel	Modèle structurel	<i>R-deux</i>	Un R^2 de 0,67 est substantiel, de 0,33 modéré et de 0,19 faible
		<i>Path coefficients</i>	Doivent être le plus proche de 1
	Validité prédictive	<i>Communalité</i>	Les coefficients (<i>blindfolding</i>) communalité pour la validation croisée doivent être positifs et supérieurs de 0,3
		<i>GoF</i>	C'est un coefficient d'ajustement global du modèle qui représente la racine carrée de la multiplication géométrique des communalités moyennes et des R^2 moyens du modèle (Tenenhaus et al., 2005)

6.2. Validation du modèle de mesure

Pour chacune des variables, nous vérifions la fiabilité interne, la validité convergente et la validité discriminante. Ces dernières ont été vérifiées avec le logiciel d'analyse des équations structurelles SmartPLS (Ringle et al., 2005).

Afin d'évaluer notre modèle de mesure, nous avons réalisé la technique de *l'Algorithme PLS* dans le logiciel SmartPLS (4.0). Les résultats de cette analyse sont présentés dans la figure 2 ci-dessous.

Ainsi, ces résultats du modèle de mesure sont utilisés pour évaluer la fiabilité des items et des construits, évaluer la validité convergente, évaluer la validité discriminante, évaluer le pouvoir explicatif du modèle et enfin évaluer la qualité du modèle structurel.

Figure 2 : Modèle de mesure présentant les variables de recherche sans variable de modulation (SmartPLS (4.0))

6.2.1. La fiabilité des indicateurs et variables du modèle de mesure

Pour chacune des variables de notre modèle globale, tout d'abord, nous vérifierons la fiabilité des items de chaque variable, puis leur fiabilité qui mesure la cohérence interne des construits. Ainsi, la fiabilité des construits est assurée en vérifiant l'alpha de Cronbach de construits (le seuil minimum d'alpha est 0,7), et la fiabilité composite (Composite reliability : CR), qui est considérée comme supérieure à la mesure traditionnelle de la cohérence (l'alpha de Cronbach), car elle ne dépend pas du nombre d'indicateurs (Fornell et Larcker, (1981). Les résultats de cette analyse sont présentés dans le tableau ci-dessous :

Tableau 9 : Fiabilité des items indicateurs (SmartPLS (version 4))

Variable	Items	Outer loadings
Sur-Confiance	CONFIANCE1	0.710
	CONFIANCE2	0.801
	CONFIANCE3	0.601
Opportunité	OPPORTUNITES MANQUEES2	0.836
	OPPORTUNITES MANQUEES3	0.715
	OPPORTUNITES MANQUEES4	0.858
Prise de décision	PD1	0.824
	PD2	0.925
	PD3	0.882
Préférences Psychologiques	PREFERENCES PSYCHOLOGIQUES1	0.686
	PREFERENCES PSYCHOLOGIQUES3	0.724
	PREFERENCES PSYCHOLOGIQUES4	0.686
Tendances populaires		1.000

De l'analyse du tableau ci-dessus, il ressort que la fiabilité de nos indicateurs est supérieure auprès du seuil d'acceptation 0,7, sauf l'item confiance3 avec une valeur de 0.601 (nous avons retenu cet item car, il n'a pas d'impact sur les autres indicateurs): une fiabilité suffisante justifiant un niveau de cohérence interne très élevé.

Les valeurs d'alpha de Cronbach de nos construits sont satisfaisantes et sont supérieures ou proches à 0,7 sauf pour les préférences psychologiques (0,659). L'alpha de Cronbach de cette variable a une valeur légèrement inférieure au seuil d'acceptation (Nunnally 1978). Comme le soulignent Bagozzi et Yi (2012), « l'interprétation de l'alpha de Cronbach doit être plus

souple », dans les méthodes d'équations structurelles¹.

Tableau 10 : Validité convergente et qualité du modèle (SmartPLS (4.0))

	Cronbach's alpha	Composite reliability (rho_a)	Composite reliability (rho_c)	Average variance extracted (AVE)
Confiance	0.703	0.817	0.831	0.628
Opportunité	0.730	0.755	0.846	0.648
Préférences Psychologiques	0.659	0.685	0.741	0.588
Prise de décision	0.850	0.856	0.909	0.770

Il ressort du tableau ci-dessus que la **validité convergente** est assurée puisque toutes les variables ont une valeur de variance moyenne partagée (A.V.E) supérieure à 0,5 (elles varient de 0,588 à 0,77). Ce dernier indicateur nous permet d'assurer à la fois la validité convergente des variables (Chin, 1998) et la validité discriminante (Fornell et Larcker, 1981).

6.2.2. La validité discriminante des variables

Le tableau ci-dessous nous montre que les valeurs de la racine carrée de l'A.V.E sont toutes supérieures aux corrélations du construit avec les autres construits. Ceci signifie que la capacité de chaque mesure à générer des résultats différents des mesures d'autres variables, donc la validité discriminante est assurée. En final, les résultats obtenus nous permettent de constater que les conditions de validation du modèle de mesure pour le test des hypothèses sont bien remplies. Toutefois, la validité convergente ainsi que la validité discriminante sont acceptables. Donc, ceci nous permet de passer à l'étape suivante et évaluer la qualité du modèle.

Tableau 11 : Matrice de corrélations entre variables et la racine carrée de l'AVE (SmartPLS (4.0))

	Confiance	Opportunité	Préférences Psychologiques	Prise de décision	Tendances populaires
Confiance	0.792				
Opportunité	0.357	0.805			
Préférences Psychologiques	0.403	0.354	0.767		
Prise de décision	0.406	0.309	0.287	0.881	
Tendances populaires	0.427	0.327	0.530	0.482	1.000

Tableau 12 : Matrice de Cross loadings entre indicateurs des variables (SmartPLS (4.0))

	Confiance	Opportunité	Préférences Psychologiques	Prise de décision	Tendances populaires
CONFIANCE1	0.710	0.399	0.375	0.289	0.257
CONFIANCE2	0.801	0.386	0.341	0.203	0.298
CONFIANCE3	0.517	-0.090	0.157	0.141	0.161
CONFIANCE4	0.682	0.179	0.216	0.370	0.374
OPPORTUNITES MANQUEES2	0.244	0.836	0.369	0.274	0.138
OPPORTUNITES MANQUEES3	0.335	0.715	0.217	0.191	0.378
OPPORTUNITES MANQUEES4	0.305	0.858	0.255	0.270	0.316
PD1	0.371	0.175	0.252	0.824	0.419
PD2	0.394	0.265	0.247	0.925	0.416
PD3	0.310	0.360	0.258	0.882	0.433
PREFERENCES PSYCHOLOGIQUES1	0.165	0.480	0.686	0.223	0.178
PREFERENCES	0.398	0.101	0.724	0.225	0.585

¹ Nous pouvons aussi accepter la valeur de la première composante, car elle est proche de 0,7

PSYCHOLOGIQUES3					
PREFERENCES	0.287	0.074	0.686	0.105	0.326
PSYCHOLOGIQUES4					
TENDANCES	0.427	0.327	0.530	0.482	1.000

6.2.3. L'évaluation de qualité du modèle

Pour évaluer la qualité du modèle en utilisant l'approche PLS, nous pouvons vérifier les valeurs de coefficient de détermination (R^2) de chacune des variables dépendantes. Ce coefficient permet également d'évaluer le pouvoir prédictif de modèle de la recherche. Les résultats indiqués dans tableau (*), générés par la technique l'algorithme PLS, montrent que l'ensemble des variables introduites à notre modèle expliquent ($R^2=28,1\%$) de la prise de décision ($R^2=9,5\%$) de la variance de l'opportunité. Ainsi, nous pouvons constater que les trois valeurs de R^2 respectent la limite de 0,13 minimum, pour un échantillon de taille moyenne, suggéré par Wetzels et al. (2009). À cet effet, ces valeurs constituent des résultats satisfaisants et signifient que notre modèle est significatif.

Ces résultats obtenus peuvent être complétés par le calcul de l'indice GoF^2 (indicateur d'ajustement global du modèle). Cet indice permet de calculer la qualité globale du modèle structurel via l'intermédiaire de la moyenne de communalité et la moyenne de R^2 des variables endogènes. D'après Tenenhaus et al. (2005)³, les variables n'ayant qu'un seul indicateur ne sont pas incluses dans la formule de calcul de l'indice GoF . Donc l'indice GoF se calcule par la communalité et la variance expliquée des variables expliquées : $GoF = \sqrt{(0,188) * (0,309) = 0,2410}$ ce résultat satisfaisant nous permet de passer à l'étape suivante de l'analyse des données. Il s'agit d'analyser l'ensemble des hypothèses de la recherche, cette analyse sera présentée dans les paragraphes suivants.

6.3. Validation du modèle structurel

Ce présent paragraphe vise à évaluer le modèle structurel, ainsi, on met l'accent sur le test de différentes hypothèses formulées. En respectant les recommandations de Chin (1998), nous avons eu recours à la méthode de re-échantillonnage de type bootstrap ($n= 56, 200$ itérations) qui permet de stabiliser les estimations des coefficients en déterminant la significativité de ces coefficients. Dans ce sens, la validation ou le rejet d'une hypothèse dépendra de la valeur et de la significativité de la t de Student (Chin, 1998). Ainsi, les hypothèses sont statistiquement significatives au seuil de 1%, 5% et 10% (ou $p < 0,01$; $p < 0,05$; $p < 0,1$) si et seulement si leur t de Student est supérieure ou égale à la valeur absolue de 2,58, 1,96 et 1,645 respectivement.

Au-dessus du seuil de 10%, la significativité des hypothèses ne sera pas retenue (ou bien partiellement accepté à la limite de 15% ($t=1,265$)). Nous présentons ci-après les résultats du test des hypothèses de notre modèle.

6.3.1. Les relations entre des déterminants

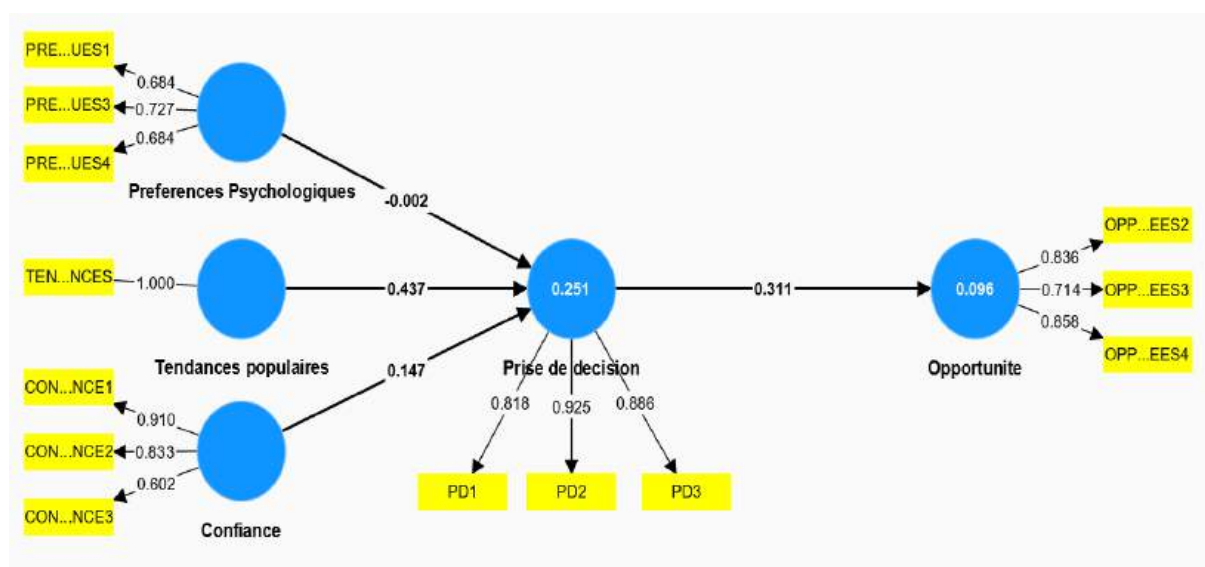
Nous présentons la figure et le tableau récapitulatif donnant la relation entre des variables de modèle.

Sous PLS, le modèle (figure ci-dessous) témoigne d'une qualité acceptable, et ce, au regard du pourcentage de la variance de variables endogènes.

² Goodness of fit

³ Le seuil minimal est de 0,3

Figure 3: Modèle structurel des hypothèses de recherche (SmartPLS (4.0))



Légende : Path coefficient ; [R²]

Tableau 13 : Synthèse de validation des hypothèses de recherche (SmartPLS (4.0))

	Original sample (O)	T statistics (O/STDEV)	P values	Statut d'hypothèse
Confiance -> Prise de décision	0.147	3.304	0.001	Validée
Préférences Psychologiques -> Prise de décision	-0.002	0.176	0.860	Rejetée
Prise de décision -> Opportunité	0.311	2.994	0.003	Validée
Tendances populaires -> Prise de décision	0.437	4.705	0.000	Validée

L'examen des résultats obtenus par la méthode bootstrapping⁴ montre la convergence des estimations des paramètres standardisés. Conformément à nos attentes, ces résultats vont dans le sens de la majorité des hypothèses formulées. Ainsi, le modèle présente un pouvoir explicatif satisfaisant ($R^2 = 28,2\%$)⁵, ce qui permet de confirmer que les variables explicatives de la prise de décision et son impact sur la variable à expliquer d'opportunité ($R^2 = 16,1\%$).

Il ressort de ces coefficients que, conformément à nos attentes, les facteurs de tendances exercent un effet positif ($\beta = 0,437$) sur la prise de décision au seuil de signification de 0%. Alors que, la sur-confiance est liée positivement et significativement à la prise de décision ($\beta = 0,147$; $p=0,001$). Par contre, les préférences psychologiques n'exercent pas d'influence sur la prise de décision ($\beta = -0,002$; $p \geq 0,05$). Ainsi, les résultats valident pleinement les sous hypothèses (H1b et H1c), et rejettent la sous-hypothèse H1a. Par conséquent, les facteurs psychologiques exercent un impact significatif sur la prise de décision (d'où l'hypothèse H1 est partiellement validée).

Toutefois, les résultats obtenus semblent soutenir que la prise de décision influence des opportunités manquées au sein des entreprises de notre échantillon ($\beta = 0,311$; $p=0,048$). **Par conséquent, l'hypothèse H2 est validée.**

⁴ La procédure du bootstrapping réplique l'estimation du modèle sur un grand nombre d'échantillons constitués aléatoirement dans l'échantillon principal. Le rééchantillonnage par bootstrap a été effectué sur le même nombre de cas que les données originales (cases=55) et en constituant des échantillons de 500 (samples=55), lors de la détermination des liens significatifs.

⁵ R^2 -results of 0.67, 0.33 and 0.19 for the latent endogenous variables in the structural model are described as «substantial», «moderate» and «weak» by Chin, 1998, p. 323 (Höck et Ringle, 2006).

Höck, M. et C.M. Ringle (2006), Strategic networks in the software industry : An empirical analysis of the value continuum, IFSAM VIIIth World Congress, Berlin.

6.3.2. Test de validation des effets de modération

Dans ce paragraphe, nous présenterons la procédure de tests des effets de modération et les résultats relatifs à la variable manque d'outil et d'informations.

Toutefois, le rôle modérateur d'une variable correspond à un effet non linéaire d'interaction entre la variable indépendante principale et la variable modératrice (XM). L'interaction entre la variable indépendante et modératrice génère une modification de l'intensité ou/et de la forme de la relation entre la variable indépendante et la variable dépendante (X vers Y).

D'une façon pratique, il faut construire une variable multiplicative (X*M) représentant l'effet d'interaction entre X et M (Chin, 2008). Afin de tester l'effet modérateur, nous allons résoudre les deux équations suivantes.

$$1) Y = \beta_1 X + \beta_2 Z + \xi$$

$$2) Y = \beta_1 X + \beta_2 Z + \beta_3 XZ + \xi$$

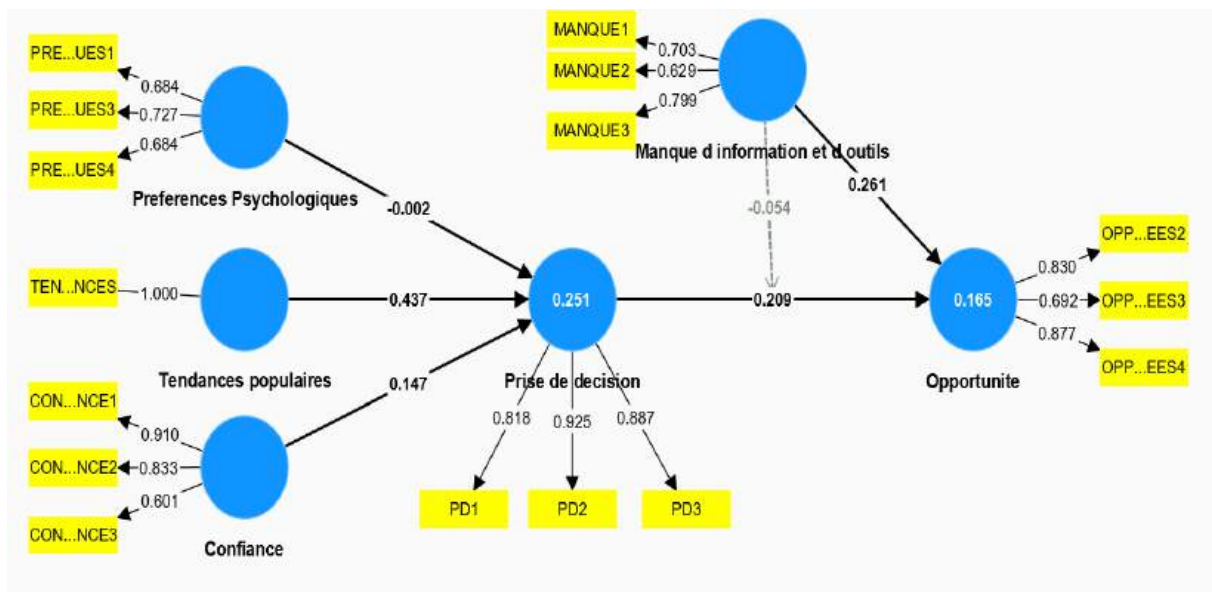
Les équations de régression en 2) sont appelées « équations structurelles ».

Les coefficients β ou γ_1 sont dits « coefficients structurels » et les erreurs ξ sont des « perturbations structurelles ». X, Z et XZ sont des variables exogènes et Y est une variable endogène.

Pour l'interprétation des résultats empiriques, si le coefficient de régression β_3 est significatif et si le coefficient de détermination (R-deux) de la seconde régression est supérieur à celui de la première afin de montrer que l'ajout de l'effet modérateur améliore la validité prédictive du modèle (Aiken et West, 1991), alors l'effet modérateur de Z est établi. Si β_2 demeure significatif, nous sommes en présence d'un effet quasi -modérateur.

Figure 4 : Modèle structurel de l'effet modérateur du manque d'informations (M1 et M2)

(SmartPLS (4.0))



Après intégration de l'effet additionnel de la variable manque d'outils et d'informations les résultats obtenus vont dans le sens des hypothèses formulées. Nous constatons que cette variable est reliée positivement à la prise de décision au seuil de signification 0,1% ($\beta = 0,261$). Ainsi, l'hypothèse H3 est bien validée.

Les résultats statistiques du modèle structurel montrent que l'effet d'interaction du manque d'informations avec la prise de décision, qui nous intéresse particulièrement ici, n'est pas significatif (t-student = 0,866; non significatif). Par ailleurs, la prise en compte de cette variable modératrice améliore nettement la variance de la variable à expliquer d'opportunité négligée (la variance passe de 10% à 16,1%). À cet effet, le manque d'informations ne modère pas d'impact de la prise de décision sur l'opportunité négligée. Par conséquent, l'hypothèse H4 n'est pas validée.

Tableau 14 : Résultat du rôle modérateur du manque d'informations (M1 et M2) (SmartPLS (4.0))

	Original sample (O)	T statistics (O/STDEV)	P values	Statut d'hypothèse
Prise de décision -> Opportunité	0.209	1.809	0.071	Validée
Tendances populaires -> Prise de décision	0.261	4.703	0.000	Validée
Manque d'information et d'outils x Prise de décision -> Opportunité	-0.055	0.570	0.569	Rejetée

7. Discussion des résultats

Cette étude vise à examiner l'influence des facteurs psychologiques sur les décisions d'investissement dans les startups marocaines, en mettant l'accent sur les opportunités manquées. Les résultats obtenus, basés sur une analyse quantitative rigoureuse, apportent des éclairages significatifs sur les dynamiques comportementales des investisseurs locaux et leurs implications pour l'écosystème entrepreneurial.

• Validation des Hypothèses

➤ *Hypothèse H1 (Facteurs psychologiques → Prise de décision)*

Validée partiellement : Seuls les effets de la sur-confiance (H1c) et des tendances populaires (H1b) sont significatifs.

La sur-confiance ($\beta = 0.147$, $p = 0.001$) confirme son rôle dans les décisions irrationnelles, comme le soulignaient Barberis et Thaler (2003).

Le mimétisme ($\beta = 0.437$, $p = 0.000$) explique la concentration des investissements dans des secteurs « à la mode » (FinTech), corroborant les travaux de Shiller (1990).

Rejet de H1a : Les préférences psychologiques n'ont pas d'impact significatif ($\beta = -0.002$, $p = 0.860$), contrairement aux attentes. Cela pourrait s'expliquer par l'hétérogénéité des profils d'investisseurs marocains, moins influencés par leurs préférences personnelles que par des facteurs externes (marché, réseaux).

➤ *Hypothèse H2 (Prise de décision → Opportunités manquées)*

Validée ($\beta = 0.311$, $p = 0.003$) : Les décisions biaisées réduisent effectivement la diversité des investissements, comme l'avaient prédit Kahneman et Tversky (1979). Ce résultat est cohérent avec les observations de la Bank Al-Maghrib (2022) sur les sorties précoces des investisseurs marocains.

➤ *Hypothèse H3 (Rôle du manque d'outils et d'informations)*

Validée ($\beta = 0.261$, $p = 0.000$) : L'asymétrie d'information (Spence, 1971) est un frein majeur. Les investisseurs marocains, faute de données fiables (seulement 30 % des startups publient des indicateurs, MITC 2023), évitent les secteurs émergents (GreenTech).

Rejet de l'effet modérateur : L'interaction avec la prise de décision n'est pas significative ($\beta = -0.055$, $p = 0.569$), suggérant que le manque d'information agit comme un frein indépendant plutôt que comme un amplificateur des biais cognitifs.

• Implications Théoriques et Pratiques

➤ *Théoriques :*

- Confirmation du rôle central des biais comportementaux dans les économies émergentes, complétant les travaux internationaux (Baker et al., 2021).
- Mise en évidence de la spécificité marocaine : le mimétisme y est plus déterminant que les préférences individuelles, contrairement aux études occidentales.

➤ **Pratiques :**

Pour les investisseurs :

- Adopter des outils d'analyse objectifs (modèles financiers, due diligence) pour limiter l'impact de la sur-confiance.
- Diversifier les portefeuilles au-delà des secteurs (tendance).

Pour les politiques publiques :

- Renforcer la transparence via des plateformes centralisées de données (ex : extension du rôle de Dlala Invest).
- Sensibiliser aux biais cognitifs via des programmes de formation (en partenariat avec la CGEM ou Tamwilcom).

• **Limites et voies de Recherche**

Limites :

- Taille modeste de l'échantillon, bien que représentatif.
- Variables comme les « préférences psychologiques » mériteraient des mesures plus fines (ex : entretiens qualitatifs).

Perspectives :

- Étendre l'étude à d'autres pays africains pour comparer les dynamiques régionales.
- Intégrer des variables contextuelles (cadre réglementaire, culture d'innovation).

Tableau 15 : Les coefficients standardisés sont issus de l'analyse PLS (SmartPLS 4.0)

Hypothèse	Statut	Coefficient (β)	p-value	Implication
H1	Partiellement validée	-	-	Seules H1b (mimétisme) et H1c (sur-confiance) sont significatives.
H1b	Validée	0.437	0.000	Les tendances populaires dominent les décisions.
H1c	Validée	0.147	0.001	La sur-confiance fausse l'évaluation des risques.
H2	Validée	0.311	0.003	Les décisions biaisées réduisent les opportunités.
H3	Validée	0.261	0.000	Le manque d'information est un frein indépendant.
Effet modérateur	Rejetée	-0.055	0.569	Pas d'interaction significative avec les biais.

8. Conclusion

Cette étude met en lumière les principaux freins psychologiques et informationnels qui limitent l'investissement dans les startups marocaines, contribuant ainsi à des opportunités économiques inexploitées. Les résultats confirment l'influence significative de la sur-confiance et du mimétisme sur les décisions d'investissement, entraînant une concentration excessive dans des secteurs perçus comme sûrs (FinTech, e-commerce) au détriment de niches innovantes (GreenTech, HealthTech). Par ailleurs, le manque de données fiables et la culture de risque encore timide parmi les investisseurs locaux exacerbent ces biais, conformément aux théories comportementales de Kahneman, Tversky et Shiller.

Cependant, ces défis ouvrent des pistes d'action prometteuses. Une meilleure transparence via des plateformes de partage d'informations, une formation des investisseurs aux biais cognitifs et un renforcement des mécanismes de soutien public (fonds dédiés, fiscalité incitative) pourraient revaloriser l'attractivité des startups marocaines. En combinant ces mesures à une adaptation des entrepreneurs aux attentes des financeurs (communication claire, preuves de traction), l'écosystème pourrait libérer un potentiel de croissance encore sous-estimé.

Cette recherche appelle à une collaboration renforcée entre chercheurs, praticiens et décideurs politiques pour transformer les enseignements comportementaux en leviers concrets de développement. Le Maroc, à l'heure où l'innovation devient un impératif stratégique, a l'opportunité de bâtir un écosystème startup plus résilient et inclusif – à condition de prendre en compte aussi bien les chiffres que les psychologies qui gouvernent les décisions d'investissement.

Références :

- (1). AASRI M. R. & BENAYAD K. (2021). L'impact des biais comportementaux sur les décisions financières des dirigeants des TPME : revue de littérature. *Revue Internationale Des Sciences De Gestion*, 4(2).
- (2). ALAOUI MDAGHRI , A., KARIM , A. et MIHRAJ, .Z. 2024. Les Rouages Émotionnels de l'Investissement: Comment les émotions guident nos prises de décisions d'investissement? *Revue de littérature. Revue Française d'Economie et de Gestion*. 5, 6 (juin 2024).
- (3). Baker, H. K., & Ricciardi, V. (2014). How Biases Affect Investor Behaviour. 4. <https://ssrn.com/abstract=2457425>
- (4). Baumard P., Donada C., Ibert, J. & J.-M. Xuereb (2003), « La collecte de données et la gestion de leurs sources », in: R.-A. Thiétart (collectif sous la direction de -), *Méthodes de Recherche en Management*, 2^{ème} édition, Paris : Dunod, pp. 224-256.
- (5). Baumard, P., Donada, C., Ibert, J., & Xuereb, J. M. (2007). La collecte de données et la gestion de leurs sources (No. hal-00324538).
- (6). Bourdieu, J., Coeuré, B., & Sédillot, B. (1997). Investissement, incertitude et irréversibilité Quelques développements récents de la théorie de l'investissement. *Revue économique*, 23-53.
- (7). Charreire S., Durieux F.,(1999) : “Explorer et tester ”, in *Méthodologie de Recherche en Management*, coordonné par Raymond-Alain Thiétart, Dunod, chapitre 3, pp.57-80.
- (8). Coget, J. F., Haag, C., & Bonnefous, A. M. (2009). Le rôle de l'émotion dans la prise de décision intuitive: zoom sur les réalisateurs-décideurs en période de tournage. *M@nagement*, 12(2), 118-141
- (9). Daoudim, m. (2020). Revue de littérature de l'impact des biais comportementaux sur les décisions financières des investisseurs dans les marchés financiers. *Finance & finance internationale*, 1(18)
- (10). Delphine VAN HOOREBEKE, « l'émotion et la prise de décision », 2008
- (11). DIAMANE, M., & KOUBAA, S. (2017). Financement des entreprises innovantes au Maroc Etat des lieux. *Revue de l'entrepreneuriat et de l'innovation*, 1(3).
- (12). Gavard-Perret, M. L., Gotteland, D., Haon, C., & Jolibert, A. (2008). *Méthodologie de la recherche : réussir son mémoire ou sa thèse en sciences de gestion* (No. halshs-00355220).
- (13). Grandjean, Julien. *La finance comportementale ou comment la psychologie s'immisce dans des décisions dites rationnelles*. Louvain School of Management, Université catholique de Louvain, 2020. Prom. : Devolder, Pierre.
- (14). HAOUDI, A., & RAJOUANI, B. (2016). Le comportement des analystes financiers et des investisseurs à la lumière des apports de la finance comportementale. *Revue Marocaine de Gestion et d'Economie*, 0(5).
- (15). Izard, C. E. (1977). *Human emotions*. New York : Plenum Press.
- (16). James, W. (1884). What is an emotion ?. *Mind*, 9(34), 188-205.
- (17). Mangot, M. (2009). *Psychologie de l'investisseur et des marchés financiers*. Dunod.

- (18). Mangot, M. (25). ans de finance comportementale ou l'émergence d'un nouveau paradigme. Grandeur et misère de la finance moderne.
- (19). Manuel d'initiation au traitement de données sous SPSS – Sansan Honkounne Kambou (statisticien-économiste)- septembre 2021 – p :4
- (20). MIHRAJ Zineb, & ALAOUI MDAGHRI Abdelouahed. (2024). La Finance Comportementale : Comment Révéler et Surmonter les Biais des Investisseurs?. African Scientific Journal, 3(22), 834.
<https://doi.org/10.5281/zenodo.10820645>
- (21). MIHRAJ, Z., & ALAOUI MDAGHRI, A. (2022). The influence of psychology on investment decision-making. International Journal of Accounting, Finance, Auditing, Management and Economics, 3(4-2), 425-436.
<https://doi.org/10.5281/zenodo.6990644>
- (22). Miles, M. B., & Huberman, A. M. (2003). Analyse des données qualitatives. De Boeck Supérieur.
- (23). Niedenthal, P. M., Krauth-Gruber, S., & Ric, F. (2009). Comprendre les émotions : perspectives cognitives et psycho-sociales (Vol. 1). Editions Mardaga.
- (24). Odean, T. (1998). Are Investors Reluctant to Realize Their Losses? The Journal of Finance, 53(5), 1775-1798.
- (25). Van Hoorebeke, D. (2008). L'émotion et la prise de décision. Revue française de gestion, (2), 33-44
- (26). Ziky, M., & OUALI, N. (2021). Impact des facteurs comportementaux sur la prise de décision et la performance des investisseurs particuliers : Etude empirique du marché boursier marocain. Repères et Perspectives Economiques, 5(1).

Annexes :

Annexe 1 : Variable Prise de décision

Matrice de corrélation^a

		PD1	PD2	PD3
Corrélation	PD1	1,000	,671	,535
	PD2	,671	1,000	,756
	PD3	,535	,756	1,000
Signification (unilatérale)	PD1		,000	,000
	PD2	,000		,000
	PD3	,000	,000	

a. Déterminant = ,235

Matrices anti-images

		PD1	PD2	PD3
Covariance anti-images	PD1	,548	-,204	-,028
	PD2	-,204	,329	-,238
	PD3	-,028	-,238	,427
Corrélation anti-images	PD1	,758 ^a	-,481	-,058
	PD2	-,481	,617 ^a	-,634
	PD3	-,058	-,634	,679 ^a

a. Mesure de précision de l'échantillonnage

Annexe 2 : Variable PREFERENCESPSYCHOLOGIQUES

Matrice de corrélation^a

		PREFERENCESP SYCHOLOGIQUE S1	PREFERENCESP SYCHOLOGIQUE S2	PREFERENCESP SYCHOLOGIQUE S3	PREFERENCESP SYCHOLOGIQUE S4
Corr élati on	PREFERENCESP SYCHOLOGIQUE S1	1,000	-,063	,053	,297
	PREFERENCESP SYCHOLOGIQUE S2	-,063	1,000	,053	-,108
	PREFERENCESP SYCHOLOGIQUE S3	,053	,053	1,000	,420
	PREFERENCESP SYCHOLOGIQUE S4	,297	-,108	,420	1,000
Signi ficati on (unila téral e)	PREFERENCESP SYCHOLOGIQUE S1		,212	,253	,000
	PREFERENCESP SYCHOLOGIQUE S2	,212		,250	,085
	PREFERENCESP SYCHOLOGIQUE S3	,253	,250		,000
	PREFERENCESP SYCHOLOGIQUE S4	,000	,085	,000	

a. Déterminant = ,727

Matrices anti-images

		PREFERENCESP SYCHOLOGIQUE S1	PREFERENCESP SYCHOLOGIQUE S2	PREFERENCESP SYCHOLOGIQUE S3	PREFERENCESP SYCHOLOGIQUE S4
Cova rianc e anti- imag es	PREFERENCESP SYCHOLOGIQUE S1	,905	,022	,069	-,243
	PREFERENCESP SYCHOLOGIQUE S2	,022	,976	-,095	,111
	PREFERENCESP SYCHOLOGIQUE S3	,069	-,095	,808	-,333
	PREFERENCESP SYCHOLOGIQUE S4	-,243	,111	-,333	,734
Corr élati on anti- imag es	PREFERENCESP SYCHOLOGIQUE S1	,498 ^a	,024	,081	-,298
	PREFERENCESP SYCHOLOGIQUE S2	,024	,389 ^a	-,108	,131
	PREFERENCESP SYCHOLOGIQUE S3	,081	-,108	,471 ^a	-,433
	PREFERENCESP SYCHOLOGIQUE S4	-,298	,131	-,433	,486 ^a

a. Mesure de précision de l'échantillonnage

Matrice de corrélation^a

		PREFERENCES PSYCHOLOGIQU ES1	PREFERENCESP SYCHOLOGIQUE S3	PREFERENCES PSYCHOLOGIQU ES4
Corrélation	PREFERENCESPSYCHOLOGI QUES1	1,000	,053	,297
	PREFERENCESPSYCHOLOGI QUES3	,053	1,000	,420
	PREFERENCESPSYCHOLOGI QUES4	,297	,420	1,000
	PREFERENCESPSYCHOLOGI QUES1		,253	,000
Signification (unilatérale)	PREFERENCESPSYCHOLOGI QUES3	,253		,000
	PREFERENCESPSYCHOLOGI QUES4	,000	,000	

a. Déterminant = ,745

Matrices anti-images

		PREFERENCES PSYCHOLOGIQU ES1	PREFERENCESP SYCHOLOGIQUE S3	PREFERENCES PSYCHOLOGIQU ES4
Covariance anti-images	PREFERENCESPSYCHOLOGI QUES1	,905	,072	-,250
	PREFERENCESPSYCHOLOGI QUES3	,072	,817	-,332
	PREFERENCESPSYCHOLOGI QUES4	-,250	-,332	,747
	PREFERENCESPSYCHOLOGI QUES1	,479 ^a	,084	-,304
Corrélation anti-images	PREFERENCESPSYCHOLOGI QUES3	,084	,489 ^a	-,425
	PREFERENCESPSYCHOLOGI QUES4	-,304	-,425	,493 ^a

a. Mesure de précision de l'échantillonnage

Annexe 3 : Variable sur-confiance

Matrice de corrélation^a

		CONFIANCE1	CONFIANCE2	CONFIANCE3	CONFIANCE4
Corrélation	CONFIANCE1	1,000	,634	,370	,060
	CONFIANCE2	,634	1,000	,318	,335
	CONFIANCE3	,370	,318	1,000	,125
	CONFIANCE4	,060	,335	,125	1,000
Signification (unilatérale)	CONFIANCE1		,000	,000	,225
	CONFIANCE2	,000		,000	,000
	CONFIANCE3	,000	,000		,056
	CONFIANCE4	,225	,000	,056	

a. Déterminant = ,430

Matrices anti-images

		CONFIANCE1	CONFIANCE2	CONFIANCE3	CONFIANCE4
Covariance anti-images	CONFIANCE1	,540	-,320	-,162	,148
	CONFIANCE2	-,320	,507	-,053	-,246
	CONFIANCE3	-,162	-,053	,847	-,061
	CONFIANCE4	,148	-,246	-,061	,845
Corrélation anti-images	CONFIANCE1	,530 ^a	-,612	-,239	,220
	CONFIANCE2	-,612	,540 ^a	-,080	-,377
	CONFIANCE3	-,239	-,080	,786 ^a	-,072
	CONFIANCE4	,220	-,377	-,072	,402 ^a

a. Mesure de précision de l'échantillonnage

Matrice de corrélation^a

		CONFIANCE1	CONFIANCE2	CONFIANCE3
Corrélation	CONFIANCE1	1,000	,634	,370
	CONFIANCE2	,634	1,000	,318
	CONFIANCE3	,370	,318	1,000
	CONFIANCE1		,000	,000
Signification (unilatérale)	CONFIANCE2	,000		,000
	CONFIANCE3	,000	,000	

a. Déterminant = ,510

Matrices anti-images

		CONFIANCE1	CONFIANCE2	CONFIANCE3
Covariance anti-images	CONFIANCE1	,567	-,339	-,160
	CONFIANCE2	-,339	,590	-,083
	CONFIANCE3	-,160	-,083	,851
Corrélation anti-images	CONFIANCE1	,576 ^a	-,586	-,230
	CONFIANCE2	-,586	,585 ^a	-,116
	CONFIANCE3	-,230	-,116	,782 ^a

a. Mesure de précision de l'échantillonnage

Annexe 4 : Variable opportunités manquées

Matrice de corrélation^a

		OPPORTUNITES MANQUEES1	OPPORTUNITES MANQUEES2	OPPORTUNITES MANQUEES3	OPPORTUNITES MANQUEES4
Corrélation	OPPORTUNITES MANQUEES1	1,000	,239	,270	,179
	OPPORTUNITES MANQUEES2	,239	1,000	,394	,554
	OPPORTUNITES MANQUEES3	,270	,394	1,000	,474
	OPPORTUNITES MANQUEES4	,179	,554	,474	1,000
Signification (unilatérale)	OPPORTUNITES MANQUEES1		,001	,000	,012
	OPPORTUNITES MANQUEES2	,001		,000	,000
	OPPORTUNITES MANQUEES3	,000	,000		,000
	OPPORTUNITES MANQUEES4	,012	,000	,000	

a. Déterminant = ,472

Matrices anti-images

		OPPORTUNITÉ SMANQUEES1	OPPORTUNITÉ SMANQUEES2	OPPORTUNITÉ SMANQUEES3	OPPORTUNITÉ SMANQUEES4
Covariance anti-images	OPPORTUNITESMANQUEES1	,906	-,107	-,153	,007
	OPPORTUNITESMANQUEES2	-,107	,658	-,103	-,287
	OPPORTUNITESMANQUEES3	-,153	-,103	,724	-,220
	OPPORTUNITESMANQUEES4	,007	-,287	-,220	,616
Corrélation anti-images	OPPORTUNITESMANQUEES1	,747 ^a	-,138	-,189	,010
	OPPORTUNITESMANQUEES2	-,138	,680 ^a	-,149	-,450
	OPPORTUNITESMANQUEES3	-,189	-,149	,731 ^a	-,330
	OPPORTUNITESMANQUEES4	,010	-,450	-,330	,644 ^a

a. Mesure de précision de l'échantillonnage

Matrice de corrélation^a

		OPPORTUNITES MANQUEES2	OPPORTUNITES MANQUEES3	OPPORTUNITES MANQUEES4
Corrélation	OPPORTUNITESMANQUEES 2	1,000	,394	,554
	OPPORTUNITESMANQUEES 3	,394	1,000	,474
	OPPORTUNITESMANQUEES 4	,554	,474	1,000
	OPPORTUNITESMANQUEES 2		,000	,000
Signification (unilatérale)	OPPORTUNITESMANQUEES 3	,000		,000
	OPPORTUNITESMANQUEES 4	,000	,000	

a. Déterminant = ,520

Matrices anti-images

		OPPORTUNITES MANQUEES2	OPPORTUNITES MANQUEES3	OPPORTUNITES MANQUEES4
Covariance anti-images	OPPORTUNITESMANQUEES 2	,671	-,128	-,291
	OPPORTUNITESMANQUEES 3	-,128	,750	-,227
	OPPORTUNITESMANQUEES 4	-,291	-,227	,616
	OPPORTUNITESMANQUEES 2	,660 ^a	-,180	-,453
Corrélation anti-images	OPPORTUNITESMANQUEES 3	-,180	,725 ^a	-,334
	OPPORTUNITESMANQUEES 4	-,453	-,334	,626 ^a

a. Mesure de précision de l'échantillonnage

Annexe 5: Variable manque d'information et d'outils

Matrice de corrélation^a

		MANQUE1	MANQUE2	MANQUE3
Corrélation	MANQUE1	1,000	,381	,233
	MANQUE2	,381	1,000	,245
	MANQUE3	,233	,245	1,000
	MANQUE1		,000	,001
Signification (unilatérale)	MANQUE2	,000		,001
	MANQUE3	,001	,001	

a. Déterminant = ,784

Matrices anti-images

		MANQUE1	MANQUE2	MANQUE3
Covariance anti-images	MANQUE1	,834	-,286	-,137
	MANQUE2	-,286	,829	-,151
	MANQUE3	-,137	-,151	,917
	MANQUE1	,584 ^a	-,343	-,156
Corrélation anti-images	MANQUE2	-,343	,581 ^a	-,174
	MANQUE3	-,156	-,174	,677 ^a

a. Mesure de précision de l'échantillonnage