

UNIVERSITÉ PARIS DAUPHINE
ÉCOLE DOCTORALE DE GESTION
DAUPHINE RECHERCHE EN MANAGEMENT DRM-CEREG

**HÉTÉROGÉNÉITÉ DES CROYANCES ET ÉQUILIBRE DES MARCHÉS
FINANCIERS**

THÈSE

Pour l'obtention du titre de

DOCTEUR EN SCIENCES DE GESTION

(Arrêté du 07 Août 2006)

Présentée et soutenue publiquement par

Sélima BEN MANSOUR KHARRAZ

JURY

Directeur de recherche :

Elyès JOUINI

Professeur à l'Université Paris Dauphine

Rapporteurs :

Marie-Hélène BROIHANNE

Professeur à l'Université de Strasbourg

Jean-Paul LAURENT

Professeur à l'Université de Lyon I

Suffragants :

Gaëlle LE FOL

Professeur à l'Université d'Evry

Fabrice RIVA

Maître de conférences à l'Université Paris
Dauphine

Avril 2009

L'université n'entend donner aucune approbation ni improbation aux opinions émises dans les thèses : ces opinions doivent être considérées comme propres à leurs auteurs.

Remerciements

Je tiens à exprimer mes sincères remerciements à mon directeur de recherche, le Professeur Elyès Jouini, pour avoir accepté d'encadrer cette thèse et m'avoir fait confiance tout au long de ce travail. Ses conseils et ses encouragements m'ont permis de mener à bien cette recherche. Ce fut un grand plaisir de travailler avec lui.

Je remercie très vivement les Professeurs Marie-Hélène Broihanne et Jean-Paul Laurent qui ont accepté d'être les rapporteurs de cette thèse. J'adresse également mes remerciements au Professeur Gaëlle Le Fol et à Monsieur Fabrice Riva, qui me font l'honneur de participer à mon jury de thèse.

Je souhaite également remercier Mme Clotilde Napp pour sa disponibilité, son écoute et ses conseils. Ce fut un plaisir de travailler avec elle.

Merci aux Professeurs Jean-Michel Marin et Christian Robert pour leur précieuse collaboration.

Je remercie également les membres du CEREG et tous ceux qui m'ont aidée dans l'élaboration de ce présent travail.

Un grand merci à Khaoula, Nessrine, Salma et Julie pour leur amitié, leur soutien durant les moments de doute et pour tous les bons moments passés ensemble.

Ma grande gratitude s'adresse à mes parents, mon frère et mon mari ainsi qu'à ma belle-famille. Je les remercie pour leur patience, leur compréhension, leur amour et leur affection. Cette thèse leur est dédiée.

Table des matières

L'université n'entend donner aucune approbation ni improbation aux opinions émises dans les thèses : ces opinions doivent être considérées comme propres à leurs auteurs.....	2
Remerciements.....	3
Table des matières.....	1
Liste des tableaux.....	5
Liste des figures.....	6
Introduction générale.....	7
Chapitre 1. Contribution de la finance comportementale à l'explication de l'énigme de la prime de risque.....	15
1.1 Introduction	15
1.2 De la finance comportementale	15
1.2.1 Les limites de l'arbitrage.....	17
1.2.2 La psychologie	17
1.2.2.1 Les croyances.....	18
1.2.2.2 Les préférences.....	21
1.2.2.2.1 La théorie des perspectives (Prospect theory)	22
1.2.2.2.2 L'aversion pour la déception (Disappointment aversion).....	25
1.2.2.2.3 L'aversion pour l'ambiguïté (Ambiguity aversion)	25
1.3 ...à l'explication de l'énigme de la prime des actions	27
1.3.1 Théorie des perspectives / Aversion myope pour la perte	28
1.3.2 Aversion pour la déception	32
1.3.3 Aversion pour l'ambiguïté	33
1.3.4 Formation d'habitudes.....	35
1.3.5 Une nouvelle piste : hétérogénéité des croyances et pessimisme global.....	36
1.4 Conclusion.....	38
Chapitre 2.Présentation du modèle avec croyances hétérogènes- Jouini et Napp (2007).....	39
1.5 Introduction	39
1.6 Des croyances hétérogènes à une croyance de consensus	40
1.7 Croyances hétérogènes, prime de risque et taux d'intérêt.....	45
1.7.1 Impact sur la prime de risque.....	45
1.7.2 Impact sur le taux sans risque.....	46
1.7.3 Cas des fonctions d'utilité exponentielles.....	47
1.8 Conclusion	48

Chapitre 3. Test empirique du CCAPM avec croyances hétérogènes.....	50
1.9 Introduction.....	50
1.10 Divergence d'opinions : une revue de la littérature.....	50
1.10.1 Littérature théorique.....	50
1.10.2 Littérature empirique.....	53
1.10.3 Mesure de la dispersion d'opinions.....	56
1.11 Méthodologie de recherche.....	57
1.11.1 Spécification du modèle.....	57
1.11.2 Présentation du CCAPM standard (sous l'hypothèse de croyances homogènes).....	60
1.11.3 Définition et mesure des variables du modèle.....	62
1.11.3.1 Le β de la consommation.....	62
1.11.3.2 La dispersion des prévisions.....	64
1.11.3.3 La variable expliquée : rentabilité mensuelle ou trimestrielle ?	65
1.11.4 Données et sélection des échantillons.....	66
1.12 Résultats.....	71
1.12.1 Analyse de portefeuilles.....	71
1.12.2 Régressions en coupe transversale	73
1.12.2.1 La matrice des variances-covariances.....	74
1.12.2.2 Mesure du risque systématique.....	75
1.12.2.3 Résultats.....	76
1.13 Tests de robustesses.....	83
1.13.1 β de la consommation fixe.....	83
1.13.2 Autre indice de marché	84
1.13.3 Le taux de couverture.....	86
1.13.4 Régression des rentabilités des portefeuilles.....	87
1.14 Conclusion	90
Chapitre 4. Is there a “pessimistic” bias in individual beliefs? Evidence from a simple survey....	92
1.15 Introduction.....	92
1.16 Survey instrument (Data collection).....	93
1.17 Pessimism.....	94
1.18 The results and possible interpretations.....	100
1.18.1 Pure-hazard introspective pessimism (PHIP).....	101
1.18.2 Cross-sectional analysis of PHIP.....	103
1.18.3 PHIP, personal pessimism and general pessimism.....	106
1.19 Conclusion.....	107
Chapitre 5. Are risk averse agents more optimistic? A Bayesian estimation approach.....	109

1.20 Introduction.....	109
1.21 The data.....	110
1.21.1 Optimism measure.....	110
1.21.2 Risk-aversion measures.....	111
1.21.2.1 Review of literature on risk aversion.....	111
1.21.2.2 Our measure.....	113
1.21.3 Consistency of the data.....	115
1.22 Statistical estimation.....	116
1.22.1 Descriptive statistics.....	117
1.22.2 The Bayesian model.....	119
1.22.3 Parameter estimation and numerical results.....	123
1.23 Conclusion.....	128
Chapitre 6. Aversion au risque et optimisme : l'ébauche d'une approche expérimentale.....	130
1.24 Introduction.....	130
1.25 Finance expérimentale : un survol de la littérature.....	131
1.26 Principaux résultats du modèle de Jouini et Napp (2008).....	134
1.27 Présentation du protocole expérimental.....	137
1.27.1 Objectif.....	137
1.27.2 Participants.....	137
1.27.3 Description du jeu.....	137
1.27.3.1 Partie statique.....	137
1.27.3.2 Partie dynamique.....	139
1.27.4 Système de rémunération.....	140
1.28 Intérêt de l'expérience.....	141
1.28.1 Calibrage des individus.....	141
1.28.1.1 Optimisme/pessimisme statique.....	141
1.28.1.2 Aversion au risque.....	141
1.28.1.3 Doute/(Sur) Confiance.....	143
1.28.2 Evolution des croyances.....	144
1.29 Résultats.....	146
1.29.1 Statistiques descriptives.....	146
1.29.2 Vérification de la cohérence.....	148
1.29.3 Lien aversion au risque/optimisme statique.....	150
1.29.4 Lien aversion au risque/doute.....	151
1.29.5 Evolution des croyances.....	151
1.30 Conclusion.....	157

Conclusion générale	160
Annexes.....	168
<u>A. Questionnaire.....</u>	<u>168</u>
<u>B. Hybrid MCMC algorithm.....</u>	<u>172</u>
<u>C. Consistency tests and descriptive statistics.....</u>	<u>174</u>
Bibliographie.....	179

Liste des tableaux

Table 3.1. Statistiques descriptives de la dispersion et des autres variables.....	70
Table 3.2.a. Rentabilité mensuelle moyenne des portefeuilles de l'échantillon E1.....	72
Table 3.3.a. Estimation et test du modèle (3.25) pour E1.....	77
Table 3.4.a. Estimation et test du modèle (3.26) pour E1.....	81
Table 3.5.a. Estimation et test du modèle (3.27) pour E1.....	83
Table 3.6.a. Estimation et test du modèle (3.28) pour E1.....	85
Table 3.7.a. Estimation et test du modèle (3.29) pour E1.....	87
Table 3.8.a. Estimation et test du modèle (3.30) pour E1.....	89
Table 4.9. PHIP and age.....	104
Table 4.10. PHIP and income.....	105
Table 4.11. Results of Kendall's, Spearman's and Pearson's tests.....	107
Table 4.12. Link between PHIP, (Q1), (Q2), (Q3).....	107
Table 5.13. Average level of risk aversion under the objective probability for a given level of x	119
Table 5.14. Average level of corrected risk aversion for a given level of x.....	119
Table 5.15. MCMC estimates of a,b,c,d.....	125
Table 5.16. MCMC estimates of α , β , γ , and T based on 200, 000 iterations.....	128
Table 6.17. Statistiques descriptives des variables mesurées.....	146
Table 6.18. Moyennes des variables par genre.....	148
Table 6.19. Cohérence des prix de réservation.....	149
Table 6.20. Cohérence des mesures d'aversion absolue au risque corrigée.....	149
Table 6.21. Cohérence des mesures de doute /confiance.....	149
Table 6.22. Lien entre aversion au risque et optimisme.....	150
Table 6.23. Lien entre aversion au risque et doute/confiance.....	151
Table 6.24. Evolution des croyances moyennes.....	152
Table 6.25. Tests de différences des croyances moyennes.....	152
Table 6.26. Evolution des croyances pour les plus averses au risque et les moins averses au risque.....	157
Table 6.27. Lien entre aversion au risque et variation des croyances.....	157

Liste des figures

Figure 1.1. Les fonctions de valeur subjective et de pondération des probabilités dans la théorie des perspectives.....	24
Figure 3.2. Evolution de la taille de E1	
E2.....	68
Figure 3.2. Evolution de la taille de E1	
E2.....	68
Figure 3.4. Evolution de la taille de SE1	
SE2.....	69
Figure 3.4. Evolution de la taille de SE1	
SE2.....	69
Figure 3.3. Evolution de la taille de E2.....	68
Figure 3.3. Evolution de la taille de E2.....	68
Figure 3.5. Evolution de la taille de SE2.....	69
Figure 3.5. Evolution de la taille de SE2.....	69
Figure 4.6. Distribution of PHIP.....	101
Figure 4.7. Distribution of PHIP by gender.....	104
Figure 4.8. PHIP, personal pessimism and general pessimism.....	106
Figure 5.9. JITTER representation of the dataset.....	118
Figure 5.10. $e = 0.01$: evolution of the hybrid MCMC sample over 150 000 iterations.....	126
Figure 5.11. $e = 0.01$: histograms of the last 150 000 MCMC iterations.....	126
Figure 6.12. Graphique représentant les 100 derniers tirages.....	138
Figure 6.13. Distribution de l'optimisme.....	147
Figure 6.14. Distributions des variations des croyances.....	153
Figure 6.15. Evolution du prix de marché de l'action.....	154

Introduction générale

L'approche traditionnelle de la finance repose sur les hypothèses classiques de l'homogénéité des anticipations des agents et de leur rationalité économique. Les agents sont supposés avoir tous les mêmes anticipations et se comporter de façon rationnelle. Plus précisément, les agents sont supposés être rationnels au sens normatif, c'est-à-dire, que leur comportement est conforme à un certain nombre d'axiomes. Ils sont ensuite capables de réviser leur anticipations conformément au théorème de Bayes lorsque de nouvelles informations arrivent sur le marché. Enfin les choix financiers qu'ils font ont pour objectif de maximiser leur utilité. Ces hypothèses constituent le paradigme de l'*Homo oeconomicus* rationnel. Selon ce paradigme, rien n'est sensé affecter le comportement rationnel de l'individu, ni influence sociale, ni psychologie, ni état d'âme.

La notion d'*Homo oeconomicus* rationnel n'est certes qu'une approximation du comportement réel des êtres humains, mais elle a servi de socle au développement de la théorie financière traditionnelle. C'est entre autres sur ce socle que s'est appuyée l'hypothèse d'efficacité des marchés, formulée par Fama (1965) et considérée comme proposition centrale dans la théorie financière depuis plus de trente ans.

L'hypothèse d'efficacité des marchés postule que le prix d'un actif reflète complètement toute l'information disponible susceptible d'avoir une influence sur la valeur future de l'actif. Pour que l'hypothèse d'efficacité soit valide, il n'est pas nécessaire que tous les investisseurs soient rationnels. L'efficacité peut être obtenue même lorsque sont présents sur le marché des investisseurs irrationnels et cela grâce à la stratégie d'arbitrage des spéculateurs rationnels.

Depuis la fin des années 1960, l'hypothèse d'efficacité des marchés a fait l'objet de tout un pan de recherche. Même si dans un premier temps, les travaux empiriques ont conforté la pertinence de cette hypothèse dans les marchés financiers réels. Un nombre important d'études ont mis en évidence un grand nombre d'anomalies allant à l'encontre de cette hypothèse telles que la volatilité excessive, les anomalies calendaires, les anomalies météorologiques, etc.

La théorie financière classique s'est heurtée à l'explication de ces anomalies et inefficiences qui ne seraient pas dues à des changements dans les fondamentaux, mais plutôt à des éléments d'ordre « comportementaliste ». Dès lors, la recherche académique a étendu son

champ pour intégrer certains des apports des sciences sociales comme la psychologie, la sociologie humaine ainsi que les résultats établis par l'expérimentation en laboratoire du comportement des intervenants en bourse. Ces travaux, centrés sur la prise en compte des comportements réels observés, sont connus sous le nom de finance comportementale ou *behavioral finance*.

La finance comportementale remet en question deux hypothèses fondamentales de la théorie des marchés efficients, d'une part la rationalité des investisseurs, d'autre part l'opportunité d'arbitrage. S'agissant de la rationalité des investisseurs, une littérature abondante du champ de la psychologie cognitive a montré que les investisseurs ne sont pas toujours capables de traiter l'information nouvelle et ne se comportent pas de façon pleinement rationnelle au sens normatif. Leur demande d'actifs financiers à risque est affectée par leurs croyances ou leurs émotions, lesquelles ne sont évidemment pas pleinement justifiées par les « fondamentaux » économiques. Ils sont ainsi sujets à des biais cognitifs qui modifient leurs croyances et leurs préférences. Quant à l'arbitrage, activité à laquelle devrait se livrer la seconde catégorie d'investisseurs, qui sont, eux, pleinement rationnels, c'est une activité non dénuée de risque (contraintes structurelles et institutionnelles) et dont l'efficacité est par conséquent limitée. Dès lors il n'est pas exclu que des comportements irrationnels individuels ou collectifs puissent persister et influencer de manière durable les prix sur les marchés.

La finance comportementale repose ainsi sur deux piliers indissociables qui sont la psychologie de l'investisseur d'une part et les limites de l'arbitrage d'autre part. Son succès est de montrer que certaines sources d'inefficiences du marché, qualifiées d'énigmes, d'anomalies ou encore de *puzzles*, qui ne trouvent pas d'explications satisfaisantes dans le cadre de la théorie standard classique, peuvent s'expliquer par une meilleure compréhension du comportement réel des individus et de leur psychologie. Ces inefficiences concernent entre autres l'ensemble du marché boursier (l'énigme de la prime de risque, l'énigme de la volatilité), les rendements des titres (l'effet taille et l'effet PER, la tendance boursière, le retour à la moyenne) et les comportements individuels d'échange (la diversification insuffisante, la diversification naïve, etc). Barberis et Thaler (2003) font une revue de la littérature de la finance comportementale et de son application à l'explication des différentes énigmes et anomalies.

La prime de risque a particulièrement troublé les économistes depuis 1985, lorsque Mehra et Prescott ont démontré, à l'examen d'un siècle de rendements, qu'elle était trop importante pour être compatible avec la théorie standard. La prime de risque est par définition la rentabilité supplémentaire que les investisseurs exigent de percevoir pour acheter des actions plutôt que des bons du Trésor ou des obligations d'Etat, pas ou faiblement risqués. Elle est la compensation exigée par un investisseur pour rémunérer le risque spécifique aux investissements en actions.

Selon l'étude réalisée par Mehra et Prescott (1985), après ajustement de l'inflation, les actions présentent des rendements réels moyens d'environ 7% par an, contre 1% seulement pour les bons du Trésor soit une prime de 6%. Aucun jeu d'hypothèses raisonnables en termes d'aversion au risque des investisseurs et de propriétés des séries temporelles de consommation et de flux financiers ne permet de retrouver une prime de risque aussi élevée de 6%. La littérature financière, qui n'arrivait pas à rendre compatible les fondements théoriques de la prime de risque avec les propriétés statistiques et économiques des variables concernées, a donné à ce phénomène le nom d' « énigme de la prime de risque » ou *Equity premium puzzle*.

La finance comportementale a contribué à la compréhension de cette énigme en essayant de comprendre ce qui fait défaut dans la célèbre spécification des préférences de Mehra et Prescott (1985) et ce qui provoque la crainte des investisseurs vis-à-vis des actions, les poussant à exiger une prime de risque élevée à l'équilibre. Elle a principalement poursuivi trois approches pour expliquer l'énigme de la prime de risque. L'une s'appuyant sur la théorie des perspectives et sur la notion d'aversion myope pour les pertes, l'autre sur l'aversion pour la déception et la troisième sur l'aversion pour l'ambiguïté.

Une nouvelle explication comportementale de l'énigme de la prime de risque faisant appel au pessimisme des investisseurs au niveau agrégé, a été proposée par Jouini et Napp (2007). En incorporant cette hypothèse dans un modèle avec croyances hétérogènes, ils montrent comment l'existence d'un tel biais peut se traduire par des primes de risque très importantes. L'énigme de Mehra et Prescott résulterait donc d'une erreur systématique d'appréciation plutôt que d'une préférence exagérée pour le présent ou d'une aversion au risque anormalement élevée.

Plus précisément, dans l'étude qu'ils réalisent, Jouini et Napp (2007) analysent les conséquences de l'introduction de croyances subjectives hétérogènes dans le modèle

d'équilibre standard. Ils constatent que la formule du CCAPM avec croyances hétérogènes est donnée par la formule du CCAPM dans une économie où tous les investisseurs partageraient la même croyance, à savoir la croyance de consensus obtenue par le procédé d'agrégation. L'impact de l'introduction des croyances hétérogènes sur le prix du risque est alors très clair : elle conduit à une augmentation (resp. diminution) du prix du risque si, et seulement si, la probabilité de consensus est pessimiste (resp. optimiste), où pessimiste signifie que les prévisions de rendements sont en moyennes inférieures aux rendements qui seront objectivement observés. En réalité, le prix du risque subjectivement anticipé n'est pas modifié par l'introduction d'un certain degré de dispersion des croyances ou de pessimisme. En d'autres termes, la raison pour laquelle le pessimisme augmente le prix du risque n'est pas que les consommateurs pessimistes exigent une rémunération du risque plus élevée. Ils exigent le même niveau de rémunération du risque qu'un agent standard, mais sous-estiment, en revanche, le taux de rendement des actifs, ce qui revient à surestimer le risque associé à un rendement donné.

Leurs résultats sont cohérents avec ceux d'Abel (2002) qui montre que dans un modèle en temps discret si les agents sont pessimistes, alors la prime de risque est plus élevée. Cependant, dans le cadre choisi par Jouini et Napp (2007), et contrairement à celui d'Abel (2002), il n'est pas nécessaire que les agents soient individuellement pessimistes; le pessimisme au niveau global suffit à assurer une augmentation du prix du risque. Notons, qu'il est possible d'avoir du pessimisme au niveau global même lorsque la croyance moyenne (équipondérée) est neutre c'est à dire qu'elle n'est ni optimiste, ni pessimiste. Il suffit qu'il y ait corrélation positive entre optimisme et aversion au risque pour récupérer du pessimisme au niveau agrégé.

Dans le cadre d'un modèle distinct, Jouini et Napp (2008) analysent la corrélation entre optimisme et aversion au risque ainsi que son impact sur les caractéristiques de l'équilibre. Il s'agit d'un modèle d'équilibre à anticipations rationnelles dans lequel le bruit ne provient pas, comme dans le cas standard, d'une offre totale inconnue d'actif risqué mais d'une distribution inconnue de l'aversion au risque dans la population. Selon cette étude lorsqu'un niveau individuel élevé d'aversion au risque est interprété comme le signal d'un niveau moyen élevé d'aversion au risque, les agents les plus averses au risque sont les plus optimistes. Cette corrélation positive conduit à du pessimisme au niveau agrégé ; même si, en moyenne, il n'y a pas de pessimisme dans les croyances individuelles, la croyance de

consensus est pessimiste car les croyances des agents les plus tolérants au risque sont plus fortement pondérées.

La réflexion conduite dans le cadre de ce travail est la suivante :

Devant l'échec empirique des modèles standards basés sur l'hypothèse d'homogénéité et d'objectivité des croyances dans l'explication de l'énigme de la prime sur actions, les modèles prenant en compte l'hétérogénéité des croyances et des prévisions des agents économiques, et plus particulièrement le modèle proposé par Jouini et Napp (2007), peuvent-ils réellement contribuer à apporter une explication satisfaisante à cette énigme? La caractérisation des croyances subjectives proposée par Jouini et Napp (2007) et menant à une prime de risque d'équilibre plus élevée que dans les modèles standards est-elle vérifiée dans l'économie ?

Cet axe de recherche peut être détaillé dans les questions suivantes :

1. La prise en compte de la divergence d'opinions des investisseurs, mesurée à travers la dispersion des prévisions des analystes financiers, contribue-t-elle à expliquer l'énigme de la prime de risque ? Quel est l'impact de cette divergence d'opinions sur la rentabilité en excès des titres ?
2. Y-a-t-il un biais comportemental de pessimisme au niveau individuel ? Quelle méthodologie adopter pour mesurer le degré de pessimisme/optimisme des individus dans un contexte lié à des opportunités d'investissement ?
3. Y-a-t-il du pessimisme au niveau global ? Quelle est la nature du lien entre aversion au risque et optimisme dans un contexte purement statique?
4. Quel est le rôle de l'interaction entre les agents sur l'évolution de leurs anticipations ? Induit-elle une corrélation positive entre optimisme et aversion au risque?

L'objectif de ce travail est d'apporter des éléments de réponses à ces interrogations. Dans cette perspective, différentes études sont proposées.

Dans la première étude, un test économétrique du CCAPM avec croyances hétérogènes est réalisé, l'objectif étant de voir quel est l'impact de la divergence d'opinions sur les rentabilités en excès des titres. Cette question fait l'objet d'une controverse empirique puisque selon Cragg et Malkiel (1982), l'hétérogénéité des croyances sur les marchés peut s'interpréter comme une source de risque supplémentaire, elle conduit donc à une prime de risque plus élevée alors que d'après Diether, Malloy et Scherbina (2002), les actifs sur lesquels pèse la plus grande incertitude en matière de prévisions sont ceux qui, en moyenne, ont la prime de risque la plus faible.

La deuxième étude proposée tente d'apporter un éclairage sur la question du pessimisme des agents face à une loterie, ou plus généralement face à des opportunités d'investissement. Cette étude considère une situation d'investissement très simple, sur laquelle les individus n'ont aucune influence, mais qui a un impact direct sur leur bien être, l'objectif poursuivi étant de voir si dans une telle situation, les individus ont tendance à sous-estimer leur probabilité de gain.

La troisième étude s'intéresse au lien entre croyances et préférences des agents, l'hypothèse testée est la suivante : les individus les plus averses au risque sont-ils plus optimistes que la moyenne ? En effet, même si en moyenne (équipondérée) il n'y a pas de pessimisme dans l'économie il suffit qu'il y ait corrélation positive entre optimisme et aversion au risque pour récupérer du pessimisme au niveau agrégé. Si les agents optimistes sont plus averses au risque que la moyenne, et que les agents pessimistes sont moins averses au risque que la moyenne, il y aura du pessimisme au niveau agrégé. L'analyse des réponses obtenues lors d'une enquête reposant sur une simple loterie permet, dans un premier temps, de construire des mesures pour le pessimisme et l'aversion au risque des individus. La corrélation entre optimisme et aversion au risque est étudiée par la suite.

La quatrième étude traite de l'interdépendance des croyances. Elle vise à étudier la nature du lien entre aversion au risque et optimisme dans un contexte dynamique. Plus précisément, cette étude représente l'ébauche d'une étude expérimentale qui a pour objectif de tester le modèle de Jouini et Napp (2008) selon lequel lorsqu'un niveau individuel élevé d'aversion au risque est interprété comme un signal d'un niveau moyen élevé d'aversion au risque, les agents les plus averses au risque sont les plus optimistes.

La recherche menée présente plusieurs intérêts.

Ce travail permet de mettre en évidence la contribution de la finance comportementale à l'explication de certaines sources d'inefficiences du marché, qualifiées d'énigmes, qui ne trouvent pas d'explications satisfaisantes avec les paradigmes traditionnels de la finance. Plus précisément, ce travail propose une synthèse des différentes explications avancées par la littérature financière comportementale au sujet de l'énigme de la prime de risque. Il porte un intérêt particulier à l'explication apportée par Jouini et Napp (2007) : l'hétérogénéité des croyances et le pessimisme au niveau agrégé contribuent à justifier les niveaux élevés de la prime de risque

Sur le plan empirique, le présent travail présente un intérêt particulier en raison des différentes réponses qu'il apporte aux questions posées ci-dessus. Différentes études

empiriques sont proposées dans la thèse. Les principales contributions de ce travail sont de construire une mesure individuelle du degré d'optimisme/pessimisme et du degré d'aversion au risque dans un contexte lié à une simple loterie, de démontrer qu'il existe un biais comportemental de pessimisme aussi bien au niveau des croyances individuelles qu'au niveau agrégé et de prouver l'existence d'une corrélation positive entre optimisme et aversion au risque. Ce dernier résultat nous permet d'affirmer que la caractérisation des croyances subjectives menant à une prime de risque d'équilibre plus élevée que dans les modèles standards proposée par Jouini et Napp (2007) est bien vérifiée.

D'un point de vue méthodologique, les méthodologies utilisées pour étudier les différentes questions sont variées.

- La procédure appliquée dans la première étude consiste à estimer des régressions en coupe transversale selon la procédure de Fama et MacBeth (1973) à 2 étapes. Ces régressions sont effectuées sur des titres individuels et sur des portefeuilles de titres.
- L'analyse de réponses données par 1540 individus lors d'une enquête portant sur des loteries permet de construire des mesures individuelles du degré de pessimisme et du degré d'aversion au risque. L'utilisation des tests non paramétriques permet d'analyser le lien entre les différentes mesures obtenues et les autres caractéristiques des individus telles que l'âge, le genre et le revenu.
- L'étude de la corrélation entre pessimisme et aversion au risque conduit à un problème statistique non trivial. En effet, les individus interrogés possèdent des caractéristiques non observables et les réponses données lors de l'enquête représentent des réalisations bruitées de leurs vraies caractéristiques. Pour contourner ce problème, la méthodologie employée consiste à adopter à une approche Bayésienne et à utiliser une méthode hybride d'approximation de Monte Carlo par Chaines de Markov.
- Pour étudier le lien entre croyances et préférences dans un contexte dynamique, la méthodologie suivie consiste en la mise en place d'un dispositif expérimental dans le but de faire interagir des joueurs entre eux en les faisant échanger des titres sur un marché afin de voir si de cette interaction née une modification de leurs croyances.

Sur le plan de la forme, la thèse est organisée en six chapitres.

Le premier chapitre présente une revue de la littérature des principaux éléments de la finance comportementale ainsi que des différentes approches comportementales qui ont été proposées pour expliquer l'énigme de la prime de risque.

Le deuxième chapitre est consacré à la présentation du modèle avec croyances hétérogènes de Jouini et Napp (2007) ainsi qu'à l'analyse de l'impact de la divergence d'opinions sur les fondamentaux de l'économie.

Au niveau du troisième chapitre un test empirique du CCAPM qui résulte de l'introduction de croyances hétérogènes est proposé. L'objectif recherché est de tester l'impact de la divergence d'opinions des investisseurs sur les rentabilités en excès des titres. Le test est réalisé en utilisant des données de marché et la divergence d'opinions est mesurée par la dispersion des prévisions de bénéfices faites par les analystes financiers.

L'objectif du quatrième chapitre est de voir si, dans un contexte lié à des loteries ou plus généralement à des opportunités d'investissement, les individus présentent dans leurs croyances un biais comportemental de pessimisme. L'originalité du chapitre réside dans la méthodologie employée pour l'étude de la question.

L'interrogation posée au niveau du cinquième chapitre est relative au lien entre optimisme et aversion au risque, l'objectif étant d'estimer le niveau moyen de l'optimisme pondéré par les tolérances au risque individuelles à partir de réponses recueillies lors d'une enquête portant sur des loteries. Cette quantité est d'une importance capitale puisque c'est elle qui caractérise la croyance de consensus dans les situations de prises de risque avec croyances hétérogènes.

Quant au sixième chapitre, il a pour objectif d'étudier le lien entre aversion au risque et optimisme dans un contexte dynamique à travers la mise en place d'un dispositif expérimental.

Chapitre 1. Contribution de la finance comportementale à l'explication de l'énigme de la prime de risque

1.1 Introduction

Le domaine de la finance comportementale rassemble l'ensemble des travaux théoriques et empiriques en finance, qui envisagent un comportement non parfaitement rationnel. Si certains considèrent cette voie de recherche comme une alternative à l'hypothèse d'efficacité des marchés, elle repose avant tout sur des hypothèses moins restrictives. Cette approche a connu, au cours des dix dernières années un développement important. Son succès est à la fois académique et professionnel, comme en témoigne le nombre croissant de fonds d'investissement, qui affirment utiliser ses principes et théories. Par ailleurs, en attribuant le prix Nobel d'économie 2002 à Daniel Kahneman et Vernon Smith, l'Académie royale des sciences de Suède a contribué à donner ses lettres de noblesse à ce courant de recherche.

Ce premier chapitre est consacré à la présentation des éléments centraux de la finance comportementale et des différentes approches comportementales qui ont été proposées pour expliquer l'énigme de la prime de risque. Plus précisément, ce chapitre synthétise quelques uns des biais comportementaux mis en évidence par les études expérimentales portant sur le comportement des investisseurs individuels. Il présente ensuite brièvement certaines des théories alternatives qui ont été proposées pour remplacer la théorie de l'utilité espérée. L'application de ces théories à l'explication de l'énigme de la prime de risque est exposée en deuxième partie de ce chapitre.

1.2 De la finance comportementale...

Le paradigme traditionnel de la finance cherche à comprendre les marchés financiers en se basant sur des modèles dans lesquels les agents sont supposés être rationnels. La rationalité signifie deux choses. Tout d'abord, lorsqu'ils reçoivent de nouvelles informations, les agents mettent à jour correctement leurs croyances en se basant sur la loi de Bayes. Ensuite, compte tenu de leurs croyances, les agents font des choix normativement acceptables, dans le sens où ils sont compatibles avec la notion de l'Utilité Espérée Subjective (UES) de Savage (1954).

Ce cadre d'analyse simple, aurait été très satisfaisant si ses prédictions avaient été confirmées par les données empiriques. Malheureusement, après des années d'effort, certaines

notions élémentaires concernant l'ensemble du marché boursier, les rentabilités moyennes transversales des titres et les comportements individuels d'échange restent inexplicables.

La finance comportementale ou *behavioral finance* est une nouvelle approche (des marchés financiers) qui a vu le jour, au moins en partie, en réponse aux difficultés rencontrées par le paradigme traditionnel. Elle soutient que certains phénomènes financiers peuvent être mieux compris en se basant sur des modèles dans lesquels certains agents ne sont pas totalement rationnels. Plus précisément, elle analyse ce qui se passe lorsque nous relâchons l'un des deux, ou les deux, principes qui sous-tendent la rationalité individuelle. Dans certains modèles de la finance comportementale, les agents ne parviennent pas à mettre à jour correctement leurs croyances. Dans d'autres modèles, ils appliquent correctement la loi de Bayes, mais font des choix qui sont normativement contestables dans la mesure où ils sont incompatibles avec l'UES.

Prenant une place croissante dans la théorie financière, la finance comportementale dont le champ d'analyse s'est largement étendu au cours des dernières années (Barberis et Thaler, 2003, Broihane et al., 2004), propose de revisiter les comportements des investisseurs et donc leur critère d'utilité.

Il existe une objection classique qui va à l'encontre de la finance comportementale. Cette objection stipule que même si certains agents de l'économie ne sont pas entièrement rationnels, les agents rationnels vont les empêcher d'influencer les prix des actions pour très longtemps, et cela à travers le processus d'arbitrage. L'un des plus grands succès de la finance comportementale est une série de papiers théoriques qui montrent que dans une économie où des agents rationnels et irrationnels interagissent, l'irrationalité peut avoir un effet important et durable sur les prix. Cette littérature sur les limites de l'arbitrage constitue l'une des deux pierres angulaires de la finance comportementale.

Pour faire des prédictions précises, les modèles comportementaux ont souvent besoin de spécifier la forme de l'irrationalité des agents. Comment les agents font-ils exactement pour mal appliquer la loi de Bayes ou pour déroger à l'UES ? Pour répondre à cette interrogation, les économistes du comportement (*behavioral economists*) se tournent typiquement vers les preuves expérimentales extensives établies par les psychologues cognitifs (*cognitive psychologists*) quant aux préférences des agents et aux distorsions ou biais qui surviennent lorsque les individus forment leurs. La psychologie est donc la deuxième pierre angulaire de la finance comportementale. Nous examinerons les éléments de la psychologie les plus pertinents pour les économistes de la finance.

1.2.1 Les limites de l'arbitrage

Dans le cadre traditionnel où les agents sont supposés être rationnels et où il n'y a pas de frictions, le prix d'un titre est égal à sa «valeur fondamentale». C'est la somme actualisée des *cash flow* futurs espérés, lorsque, en formant leurs attentes, les investisseurs incorporent correctement toutes les informations disponibles, et où le taux d'escompte est compatible avec une spécification des préférences normativement acceptable. L'hypothèse selon laquelle les prix reflètent les valeurs fondamentales est l'Hypothèse des Marchés Efficients (HME). Plus simplement, selon cette hypothèse, « les prix sont justes » dans la mesure où ils sont fixés par des agents qui comprennent la loi de Bayes et qui ont des préférences raisonnables.

La finance comportementale affirme que certaines caractéristiques des prix des actifs peuvent vraisemblablement être interprétées comme étant des écarts par rapport à la valeur fondamentale. Ces écarts sont dus à la présence d'agents qui ne sont pas totalement rationnels. Une des objections à cette idée remonte à Friedman (1953), selon qui les agents rationnels vont rapidement annuler toutes les dislocations causées par les irrationnels via le processus d'arbitrage. L'argument de Friedman (1953) est basé sur deux affirmations. D'abord, dès qu'il y a un écart par rapport à la valeur fondamentale, autrement dit un *mispricing*, une opportunité d'investissement attractive est créée. Ensuite, les agents rationnels vont tout de suite rafler cette opportunité, corrigeant ainsi le *mispricing*.

La finance comportementale ne conteste pas la deuxième étape de cet argument. En effet, lorsque des opportunités d'investissement attrayantes se présentent, il est difficile de croire qu'elles ne sont pas rapidement exploitées. En revanche, elle conteste la première étape. L'argument présenté est que lorsqu'un actif est mal évalué, les stratégies visant à corriger le *mispricing* peuvent être à la fois risquées (risque d'horizon, risque fondamental, risque des bruiteurs) et coûteuses (les coûts d'information, de mise en œuvre), ce qui les rend peu attrayantes. En conséquence, l'écart par rapport à la valeur fondamentale peut persister.

1.2.2 La psychologie

La théorie de l'arbitrage limité montre que si les agents irrationnels provoquent des déviations par rapport à la valeur fondamentale, les agents rationnels seront souvent incapables d'éponger ces écarts. Afin de mieux analyser la structure de ces déviations, les modèles comportementaux assument souvent une forme spécifique de l'irrationalité. Pour ce faire, les économistes se tournent vers les preuves expérimentales établies par les

psychologues cognitifs sur les biais systématiques qui surviennent lorsque les individus forment leurs croyances, et sur les préférences des personnes.

Dans la suite, nous présentons brièvement les éléments de la psychologie susceptibles d'intéresser les économistes de la finance. Pour une meilleure compréhension des phénomènes abordés nous renvoyons les lecteurs aux études de Camerer (1995) et Rabin (1998) et aux volumes édités de Kahneman, Slovic et Tversky (1982), Kahneman et Tversky (2000) et Gilovich, Griffin et Kahneman (2002).

Les travaux en finance comportementale montrent qu'émotions et erreurs cognitives peuvent influencer sur le processus de prise de décisions des investisseurs les plus rationnels et se solder par de mauvaises décisions.

1.2.2.1 Les croyances

L'une des composantes essentielles de tout modèle de marchés financiers est la spécification de la manière dont les agents forment leurs anticipations. Dans ce qui suit, nous résumons ce que les psychologues ont appris sur la façon dont les agents forment concrètement leurs croyances.

- Sur-confiance (*overconfidence*)

De nombreuses études (Weinstein, 1980, Svenson, 1981, Taylor et Brown, 1988) ont montré que la plupart des individus ont tendance à avoir une confiance exagérée dans leurs compétences, dans leurs prévisions ou dans la réussite de leurs entreprises. L'excès de confiance se trouve aussi chez les analystes professionnels, souvent réticents à modifier leurs opinions sur les perspectives d'un titre, même devant des données nouvelles et contradictoires. Le biais de sur confiance trouve son origine dans l'étude du calibrage des probabilités subjectives. Ce dernier traduit de quelle manière la confiance dans un événement correspond à sa probabilité d'occurrence effective. Plus simplement, un individu est parfaitement « calibré » si son niveau de confiance dans une série d'événements correspond à la probabilité moyenne de sa réalisation. De nombreux éléments montrent que les individus ont tendance à avoir une confiance exagérée dans leurs jugements. Tout d'abord, les intervalles de confiance que les individus associent aux différentes estimations des quantités qu'ils font – le niveau de l'indice Dow au cours d'une année, par exemple – sont beaucoup trop étroits. Leurs intervalles de confiance à 98%, par exemple, n'incluent la véritable valeur que dans environ 60% des cas

(Alpert et Raiffa ,1982). Deuxièmement, lors de l'estimation des probabilités, les gens ne sont pas parfaitement calibrés: les événements qu'ils pensent être certains ne se produisent effectivement que près de 80% des cas et les événements qu'ils jugent être impossibles se produisent dans environ 20% des (Fischhoff, Slovic et Lichtenstein, 1977).

- Optimisme (*optimism*)

Les observations des psychologues indiquent que les individus ont généralement une prédisposition à afficher un optimisme exagéré concernant leurs aptitudes et perspectives (Weinstein, 1980). Par exemple, ils croient dur comme fer avoir moins de chance que leurs voisins d'être cambriolés ou renversés par une voiture (Mangot, 2004). Ils se considèrent, par exemple, comme de meilleurs conducteurs (Svenson, 1981) ou de meilleurs gestionnaires (Cooper et al., 1988) que la moyenne et ont tendance à surestimer leur rôle dans la réalisation d'évènements favorables.

Pour mesurer l'optimisme personnel, les questions posées dans les études psychologiques visent à évaluer la façon dont les individus perçoivent leur avenir. Une telle perception de son propre avenir tient compte de la manière dont les individus peuvent influencer les événements futurs, en accordant plus de poids à ses propres signaux, ainsi que de certains sentiments tels que l'estime de soi (*self esteem*) et l'excès de confiance.

- Représentativité (*representativeness*)

D'après Kahneman et Tversky (1974), plusieurs des questions impliquant les probabilités auxquelles les personnes sont confrontées appartiennent à l'un des types suivants: Quelle est la probabilité qu'un objet A appartienne à la classe B ? Quelle est la probabilité qu'un événement A provienne du processus B ? En réponse à de telles questions, les individus s'appuient sur l'heuristique de représentativité. Cette heuristique suppose que les individus évaluent les probabilités par le degré avec lequel A est représentatif de B, c'est-à-dire, par le degré de similarité entre A et B. Par exemple, lorsque A est hautement représentatif de B, la probabilité que A provienne de B est jugée être élevée. D'un autre côté, si A n'est pas similaire à B, la probabilité que A provienne de B est jugée être faible.

S'agissant d'informations financières les individus tendent à accorder trop d'importance aux informations récentes et à formuler leurs jugements à partir des événements les plus fréquents en considérant des stéréotypes et en oubliant d'autres informations importantes. Dans l'élaboration de leurs attentes, les investisseurs sont ainsi portés à

présumer que des faits récents se poursuivront dans l'avenir. C'est en partie pourquoi ils convoitent les titres «chauds» et boudent les titres dont le rendement récent laisse à désirer. C'est également le cas, lorsqu'un investisseur s'appuie sur les bénéfices historiques d'une société pour se convaincre que celle-ci distribuera des dividendes aussi dans l'avenir.

- Conservatisme (*conservatism*)

Il s'agit du comportement d'individus qui malgré l'apparition de nouvelles informations ne modifient pas leurs anticipations. Ceci se traduit par la sous pondération de l'information récente par rapport à l'information préalable. Sur les marchés financiers, ce phénomène peut être à l'origine de sous-réaction des investisseurs à de nouvelles informations (Bernard, 1992, ou Barberis, Shleifer et Vishny, 1998 pour une approche théorique s'appuyant sur ce constat).

Une fois que les individus ont formé une estimation de probabilité, ils sont souvent très lents à modifier leur estimation à l'apparition de nouvelles informations. Cette lenteur à réviser leurs estimations initiales est connue sous le nom de « conservatisme » (Phillips et Edwards, 1966). Le conservatisme est donc la tendance à changer les estimations précédentes de façon plus lente que celle justifiée par les nouvelles données. Le plus souvent, la lenteur est définie par rapport à la quantité de changement prescrite par les règles normatives telles que le théorème de Bayes.

- Ancrage (*anchoring*)

L'ancrage psychologique caractérise le fait que les investisseurs raisonnent à partir de valeurs d'ancrage autrement dit de valeurs clés, qu'ils utilisent comme étalon ou repère. Kahneman et Tvesky (1979) rejoignent les psychologues qui ont démontré que les réponses données à des questions ambiguës sont influencées par des ancrs mis à leur disposition. Ils soutiennent que les personnes font des estimations en partant d'une valeur initiale qui est modifiée en fonction des caractéristiques de la situation actuelle pour obtenir une évaluation révisée. La valeur initiale (ou ancre) peut être suggérée par la formulation du problème, ou elle peut être le résultat d'un calcul partiel. Dans un cas comme dans l'autre, les ajustements sont ordinairement insuffisants (Slovic et Lichtenstein, 1971). C'est-à-dire que différents points de départ donnent des estimations différentes, qui sont biaisées en relation aux valeurs initiales.

- Biais de disponibilité (*availability bias*)

Selon Tversky et Kahneman (1974), l'heuristique de disponibilité est un principe par lequel les individus évaluent la fréquence d'une classe ou la probabilité associée à un événement en fonction de la facilité avec laquelle les exemples ou l'occurrence de tels événements leur viennent à l'esprit. C'est ainsi que les individus ont généralement tendance à surévaluer la probabilité d'un événement lorsque des exemples concernant cet événement viennent abondamment à l'esprit.

Les économistes sont parfois prudents concernant l'ensemble de ces preuves expérimentales. En effet, ils pensent que (i) les individus, à travers la répétition, vont apprendre à éviter ces différents biais ; (ii) les experts dans le domaine, tels que les traders dans les banques d'investissements, commettront très peu d'erreurs ; et (iii) avec des incitations plus importantes, ces effets vont disparaître.

Même si tous ces facteurs peuvent, dans une certaine mesure, atténuer les biais, il est improbable qu'ils puissent totalement les faire disparaître. L'effet de l'apprentissage est souvent réduit par des erreurs d'application : quand le biais leur est expliqué, les individus le comprennent souvent, mais immédiatement après ils l'enfreignent à nouveau dans les applications spécifiques. L'expertise, aussi, est souvent un obstacle plutôt qu'une assistance : les experts, dotés de leurs modèles sophistiqués, exhibent plus d'excès de confiance que les profanes, en particulier lorsqu'ils ne reçoivent que des feed-back limités au sujet de leurs prédictions. Enfin, dans une revue d'une dizaine d'études sur le sujet, Camerer et Hogarth (1999) concluent que, bien que les incitations puissent parfois réduire les biais que les individus exhibent, aucune étude expérimentale n'a pu faire disparaître les violations de la rationalité en augmentant les incitations financières.

1.2.2.2 Les préférences

L'une des composantes essentielles de tout modèle qui tente de comprendre les prix des actifs ou le comportement d'échange est la description des préférences des investisseurs, ou la façon dont les investisseurs évaluent les loteries risquées. La grande majorité des modèles suppose que les investisseurs évaluent les loteries en se basant sur la théorie de l'utilité espérée (UE par la suite). La justification théorique remonte à Von Neumann et Morgenstern (1947), VNM, qui montrent que si les préférences satisfont un certain nombre

d'axiomes plausibles – exhaustivité, transitivité, continuité et indépendance-, alors elles peuvent être représentées par l'espérance d'une fonction d'utilité.

Malheureusement, les travaux expérimentaux des décennies qui ont suivi VNM ont montré qu'au moment de choisir entre des loteries risquées, les individus violent systématiquement la théorie de l'UE. En réponse à cela, il y a eu une explosion de travaux sur les théories de l'utilité non espérée, chacun d'eux essayant de mieux coller à l'évidence expérimentale. Les modèles les plus connus sont ceux de la théorie de l'utilité pondérée (Chew et MacCrimmon, 1979, Chew, 1983), l'utilité espérée implicite (Chew, 1989, Dekel, 1986), l'aversion pour la déception (Gul, 1991), la théorie du regret (Bell, 1982, Loomes et Sugden, 1982), les théories de l'utilité dépendante du rang (Quiggin, 1982, Segal, 1987 et 1989, Yaari, 1987) et la théorie des perspectives (Kahneman et Tversky, 1979, Tversky et Kahneman, 1992).

De toutes les théories de l'utilité non espérée, la théorie des perspectives semble être la plus prometteuse pour les applications financières. En effet, la plupart des autres modèles, sont ce qu'on pourrait qualifier de quasi normatifs dans la mesure où ils essaient de capturer une partie des résultats expérimentaux en affaiblissant légèrement les axiomes de VNM. Le problème avec ces modèles est que, en essayant d'atteindre deux objectifs à la fois -normatif et descriptif- ils finissent par n'en atteindre aucun. En revanche, la théorie des perspectives n'a pas d'aspirations normatives : elle essaie simplement de capturer les attitudes des individus envers les loteries risquées de façon aussi parcimonieuse que possible.

1.2.2.2.1 La théorie des perspectives (*Prospect theory*)

Le recours aux études psychologiques et à l'expérimentation en laboratoire a, depuis plus d'une trentaine d'années, permis de revisiter les comportements des agents, axiomatiquement définis par Von Neuman-Morgenstern et utilisés par Markowitz. Sur ce plan, les principales avancées proviennent de la théorie des perspectives due à Kahneman et Tversky (1979, 1992). A partir de tests de loteries, les deux auteurs notent que les individus, loin de présenter un visage constant, adoptent au contraire des profils différents (riscophilie vs riscophobie) selon que la loterie offre une espérance de gain positive ou négative et que la probabilité de gain/perte est faible ou forte. Les résultats de leurs travaux les conduisent à construire une théorie des choix individuels fondée sur les constatations suivantes :

1) L'investisseur n'est pas sensible au niveau de sa richesse, mais à la variation de celle-ci sur la période considérée, autrement dit aux gains et pertes. L'évaluation d'une loterie se fait donc

par rapport aux variations de richesse qu'elle engendre et non par rapport aux niveaux absolus de richesse atteints lors de la résolution de l'incertitude. La fonction de valeur, pendant de la fonction d'utilité dans la théorie traditionnelle, repose sur les variations en tant que support de la valeur.

2) Les individus sont riscophiles du côté des pertes et riscophobes du côté des gains. Par le biais d'études expérimentales, Kahneman et Tversky (1979), démontrent que dans une situation où l'espérance de gain est positive les individus ont de l'aversion au risque, ce qui jusque là n'est pas contradictoire avec les axiomes de Von Neuman-Morgenstern. En revanche, ils constatent que lorsque l'espérance de gain est négative, les individus recherchent le risque dans l'espoir de limiter leurs pertes. L'utilité des investisseurs est donc reflétée, dans la fonction de la théorie des perspectives, par une forme de S concave pour les gains et convexe pour les pertes.

3) Une perte d'un montant donné a un effet négatif sur le bien-être plus important que l'effet positif lié à un gain de même montant. Par exemple, un pari symétrique donnant une chance équivalente de gagner ou perdre cent euros n'est pas attractif pour la plupart des gens car l'idée de perdre cette somme dépasse, psychologiquement, la chance équivalente de la gagner. Cette troisième propriété a été désignée par l'expression d'« aversion pour la perte » du moment où elle reflète un désir plus grand d'éviter une perte que de réaliser un gain équivalent. Puisque les pertes semblent peser davantage que les gains, la fonction de valeur est donc plus pentue pour les pertes que pour les gains.

4) En plus de cette aversion pour la perte, les individus ont tendance à surpondérer les événements ayant une probabilité très faible d'apparaître, comme par exemple les épisodes de krachs boursiers, et à sous-pondérer les probabilités moyennes.

Ce dernier point fonde le principe de non linéarité par rapport aux probabilités sur lequel repose l'ensemble des théories alternatives à la théorie de l'utilité espérée.

La théorie des perspectives de Kahneman et Tversky qui connaît le plus grand succès depuis plusieurs années utilise le concept de dépendance face au rang et introduit le traitement asymétrique des gains et des pertes par rapport à un niveau de référence. Dans ce cadre, les préférences des agents sont déterminées de façon conjointe par la valeur subjective des conséquences des choix qui diffère selon qu'il s'agit de gains ou de pertes (mesurée par la fonction de valeur) et par l'attitude des individus face au risque (mesurée par la fonction de pondération).

Soit une perspective d'action α , ayant des résultats potentiels r_i auxquels sont associées des utilités $u(r_i)$ et des probabilités d'occurrence $p(r_i)$. La théorie classique de la décision calcule l'utilité espérée d'une action possible $U(\alpha)$, en sommant les produits des utilités par les probabilités :

$$U(\alpha) = \sum_i u(r_i)p(r_i) \quad (1.1)$$

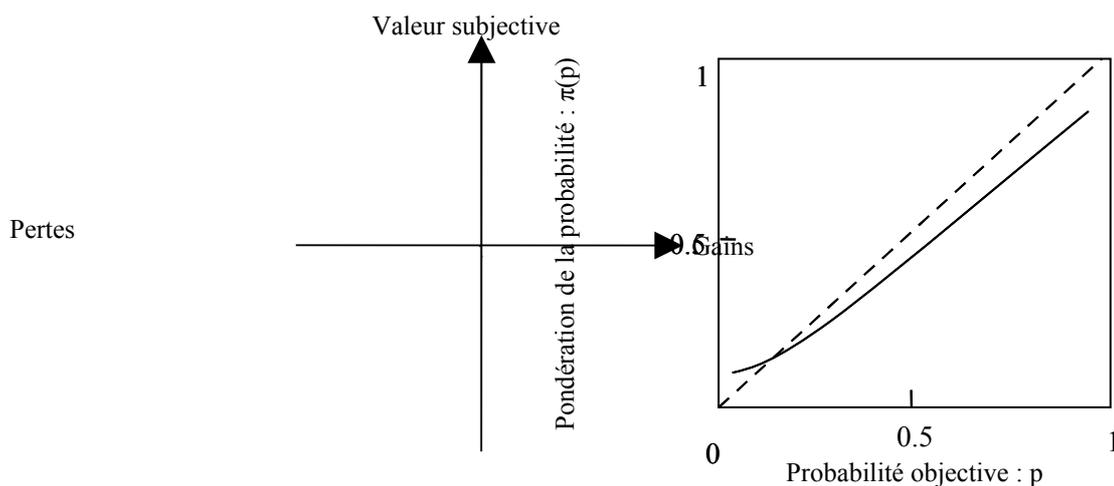
La théorie des perspectives "subjectivise" cette approche en substituant une fonction subjective dite de valeur $v(\cdot)$ à l'utilité objective, et une fonction subjective de pondération $\pi(\cdot)$ aux probabilités objectives. La valeur subjective résultante est :

$$V(\alpha) = \sum_i v(u(r_i))\pi(p(r_i)) \quad (1.2)$$

La fonction de valeur repose sur les gains et les pertes, a la forme d'un S (convexe dans la région des pertes et concave dans la région des gains), est asymétrique (plus pentue pour les pertes que pour les gains) et admet au moins un point d'inflexion.

La fonction de pondération $\pi(p)$ des probabilités p , qui surpondère les petites probabilités et sous-pondère les fortes probabilités, implique les propriétés de sous-proportionnalité et de sous-additivité (avec une discontinuité aux bornes 0 et 1).

Figure 1.1. Les fonctions de valeur subjective et de pondération des probabilités dans la théorie des perspectives



Les éléments clés de la théorie des perspectives sont la dépendance à une référence (les résultats ne sont pas évalués en termes absolues mais relativement à un point de

référence), la diminution de la sensibilité (les déviations marginales par rapport au point de référence comptent plus si elles sont proches de ce point), l'aversion pour la perte et la pondération non linéaire des probabilités. Par ailleurs, le problème de décision est analysé en deux étapes. D'abord, le problème est « édité » selon un certain cadre de référence (qui est étroit) c'est l'effet de cadrage ou *narrow framing*. Ensuite, l'agent évalue les choix dans ce cadre et prend sa décision en maximisant sa fonction de valeur prospective.

1.2.2.2.2 L'aversion pour la déception (*Disappointment aversion*)

La théorie de l'utilité espérée est soumise à de nombreux paradoxes empiriques dont le plus célèbre est le paradoxe d'Allais qui est une remise en cause de l'hypothèse d'indépendance. Cette hypothèse établit que l'introduction dans deux loteries existantes d'une conséquence commune ayant la même probabilité ne doit pas modifier la relation de préférence initiale de l'individu entre les deux loteries autrement dit, le fait de "panacher" deux choix risqués avec une conséquence identique ayant le même niveau d'occurrence ne modifie pas la valeur psychologique de chaque loterie. Allais (1953) montre que cet axiome est susceptible d'être violé.

L'aversion pour la déception a été introduite par Gul (1991) comme solution du fameux paradoxe d'Allais. Dans son modèle, l'agent maximise l'espérance d'une fonction d'utilité pondérée non pas les probabilités objectives mais par des pondérations qui dévient des probabilités objectives et qui reflètent son aversion pour la déception.

Tout comme la théorie des perspectives, l'aversion pour la déception avance que, contrairement à l'approche de l'utilité espérée, les préférences des agents ne sont pas définies de façon absolue mais relativement à un point de référence. Le point de référence joue donc un rôle important aussi bien dans l'aversion pour la déception que dans l'aversion pour la perte, cependant il existe une différence majeure entre les deux théories. Sous l'hypothèse d'une aversion pour la déception, le point de référence est endogène à la loterie, i.e. il peut changer en fonction de la loterie. En revanche, sous l'hypothèse d'une aversion pour la perte, le point de référence est généralement donné, donc exogène à la loterie.

1.2.2.2.3 L'aversion pour l'ambiguïté (*Ambiguity aversion*)

Jusqu'ici, nous nous sommes intéressés à l'analyse de la façon dont les individus agissent lorsque les résultats des loteries ont des probabilités objectives connues. En réalité, les probabilités sont rarement objectivement connues. Pour gérer ces situations, Savage

(1954) développe une contrepartie à l'utilité espérée connue sous le nom d'utilité espérée subjective, UES. Cette théorie reconnaît une différence entre le risque (les probabilités des événements sont connues) et l'incertitude /ambiguïté (les événements n'ont pas de probabilités objectives) mais postule que le processus de décision n'est pas affecté. Selon la théorie UES, dans une situation ambiguë, le décideur, au lieu d'utiliser des probabilités objectives, se repose sur des probabilités subjectives. C'est ainsi que sous certains axiomes, les préférences peuvent être représentées par l'espérance d'une fonction d'utilité pondérée par les probabilités subjectives estimées par l'individu.

Les travaux expérimentaux des dernières décennies ont été aussi critiques avec l'UES qu'ils l'ont été avec l'UE. Les violations sont d'une toute autre nature. Le paradoxe d'Ellsberg (1961) représente la première violation des axiomes de la théorie de l'utilité espérée de Savage. Son expérience montre que les individus ne se comportent pas de la même façon face à du risque et face à de l'incertitude. Ils ont tendance à éviter les situations ambiguës et à leur préférer les situations risquées, s'ils ont le choix entre les deux. Ellsberg (1961) nomme ce phénomène « aversion pour l'ambiguïté ».

Depuis la contribution d'Ellsberg (1961), l'aversion pour l'ambiguïté a été documentée dans de nombreuses études expérimentales. Or, en matière de choix de portefeuille, beaucoup d'investisseurs sont dans l'incapacité d'associer des probabilités, même subjectives, aux résultats possibles, voire d'envisager tous ces résultats. Tel est également l'avis de Mandelbrot (2005) qui écrivait: « Ils (les gens) essaient de jauger les risques, de comparer les actions aux obligations, l'immobilier aux bons du Trésor. La plupart des gens n'ont aucune idée de comment le faire systématiquement et numériquement... ». Autrement dit, il convient de remettre en cause le comportement défini par Savage concernant des agents sophistiqués, capables d'associer des lois de probabilité aux événements.

Suite aux travaux d'Ellsberg, de nombreux modèles sur la façon dont les gens réagissent à l'ambiguïté ont été proposés. Camerer et Weber (1992) font une excellente revue de la littérature sur l'ambiguïté. Ils exposent clairement les différentes théories et classent les faits stylisés. L'une des approches les plus populaires consiste à supposer que, face à l'ambiguïté, les gens recréent un éventail des distributions de probabilités possibles (les *priors*) et agissent pour maximiser l'espérance de l'utilité minimum sous chacune des distributions candidates. Une telle règle de décision a d'abord été axiomatisée par Gilboa et Schmeidler (1989). Le Modèle multi-prior ou Maxmin de Gilboa et Schmeidler (1989) permet d'intégrer le paradoxe d'Ellsberg en représentant les préférences par la considération

de la pire possibilité parmi un ensemble de distribution de probabilité possibles (les *priors*). Cependant, du fait de son approche "subjectiviste", le modèle de Gilboa et Schmeidler n'est pas directement opérationnel comme critère de décision. Des extensions de ce modèle ont été proposées par Ghirardato et al.(2004), Gajdos et al.(2007) , Maccheroni et al. (2006) et Klibanoff et al. (2005).

1.3 ...à l'explication de l'énigme de la prime des actions

La finance comportementale n'a pas donné lieu à la création d'un nouveau paradigme mais contribue à expliquer, à travers l'étude de la psychologie des marchés, certaines sources d'inefficiences du marché, qualifiées d'énigmes, d'anomalies ou encore de *puzzles* et qui ne trouvent pas d'explications satisfaisantes avec les paradigmes traditionnels de la finance. Ces inefficiences concernent entre autres l'ensemble du marché boursier (l'énigme de la prime de risque, l'énigme de la volatilité), les rendements des titres (l'effet taille et l'effet PER, la tendance boursière, le retour à la moyenne) et les comportements individuels d'échange (la diversification insuffisante, la diversification naïve, etc). Barberis et Thaler (2003) font une revue de la littérature de la finance comportementale et de son application à l'explication des différentes énigmes et anomalies. Pour notre part, nous nous limitons aux explications apportées par la finance comportementale à l'énigme de la prime de risque.

L'énigme de la prime de risque, *the equity premium puzzle*, a été mise en évidence par Mehra et Prescott (1985). Cette énigme se réfère à l'apparente inaptitude des modèles standards d'évaluation des actifs à expliquer la prime de risque moyenne observée aux Etats-Unis. Le modèle utilisé par Mehra et Prescott est le CCAPM (*Consumption Capital Asset Pricing Model*) qui est une analyse dynamique de l'équilibre général pour étudier le prix des actifs. Ce type de modèle est directement dérivé du modèle de Lucas (1978) qui est un modèle d'économie d'échange pur avec agent représentatif. Dans ce modèle standard d'équilibre général, les individus ont des fonctions d'utilité additives séparables dans le temps et une aversion au risque constante. En outre, les marchés sont complets et sans frictions. Dans ce modèle, le seul paramètre est le coefficient d'aversion au risque, A . L'interprétation du coefficient A est la suivante : si la consommation diminue de 1%, alors la valeur marginale d'un dollar de revenu supplémentaire augmente de $A\%$. Dans leur estimation, Mehra et Prescott (1985) obtiennent une valeur de A de 30 à 40 pour expliquer la prime de risque

historique. De telles valeurs pour le coefficient d'aversion au risque sont considérées comme incompatibles avec les comportements usuellement observés¹.

En outre, si ce niveau d'aversion au risque était accepté, cela conduirait à une autre énigme dite « l'énigme du taux sans risque » mise en évidence par Weil (1989). En effet, une valeur élevée du coefficient d'aversion au risque implique que les individus lissent leur consommation car ils sont plus sensibles à la baisse de leur consommation qu'à son augmentation². Ainsi pour des individus dont le revenu ne cesse de croître dans le temps, il serait rationnel d'emprunter sur la richesse future pour améliorer la situation présente. Ce désir d'emprunter conduirait à des taux d'intérêts élevés. Or, sur longue période, le taux d'intérêt réel a été à peine positif.

L'article de Mehra et Prescott (1985) a eu une influence considérable et a conduit à une littérature prolifique. L'approche aussi bien rationnelle que comportementale de la finance ont fait des progrès dans la compréhension de cette énigme. Nous ne discuterons, dans la suite, que des approches comportementales qui ont tenté de l'expliquer. Pour une revue complète de l'énigme de la prime de risque et des différentes explications qui lui ont été apportées nous renvoyons le lecteur aux articles de Kocherlakota (1996), Mehra (2008), Donaldson et Mehra (2008) et Mehra et Prescott (2008).

À ce jour, la finance comportementale a principalement poursuivi trois approches pour expliquer l'énigme de la prime de risque. Les trois se basent sur les préférences: l'une s'appuie sur la théorie des perspectives, l'autre sur l'aversion pour la déception et la troisième sur l'aversion pour l'ambiguïté. Ces démarches essaient de comprendre ce qui fait défaut dans la célèbre spécification des préférences de Mehra et Prescott (1985) et ce qui provoque la crainte des investisseurs vis-à-vis des actions, les poussant à exiger une prime de risque élevée à l'équilibre.

1.3.1 Théorie des perspectives / Aversion myope pour la perte

L'une des études pionnières qui lient la théorie des perspectives à l'énigme de la prime est celle de Benartzi et Thaler (1995), BT. Dans cette étude, BT examinent comment un investisseur caractérisé par des préférences définies selon la théorie des perspectives attribue sa richesse financière entre les bons du Trésor et le marché boursier. Selon cette théorie, au

¹ Les estimations empiriques de A sont proches de 1 et 2 (Mehra et Prescott, 1985)

² Ceci en raison de l'élasticité intertemporelle de substitution qui est l'inverse de A , le coefficient d'aversion pour le risque, dans ce type de modèle.

moment de choisir entre plusieurs loteries, les individus calculent les gains et les pertes associés à chacune d'entre elles et sélectionnent celle qui présente l'utilité prospective la plus élevée. Dans un contexte financier, ceci donne à penser que les individus peuvent choisir une allocation de portefeuille en calculant, pour chaque allocation, les gains et les pertes potentiels de la valeur du portefeuille, puis en sélectionnant l'allocation offrant l'utilité prospective la plus élevée. En d'autres termes, ils choisissent la fraction de la richesse financière investie en actions, w , qui maximise la fonction suivante :

$$E_{\pi} v[(1-w)R_{f,t+1} + wR_{t+1} - 1] \quad (1.3)$$

Avec $v(\cdot)$ et $\pi(\cdot)$ les fonctions de valeur et de pondération définies précédemment. $R_{f,t+1}$ et R_{t+1} représentent respectivement les rendements bruts des bons du Trésor et du marché boursier entre t et $t + 1$. L'argument de v est donc le rendement de la richesse financière.

Afin d'implémenter leur modèle, BT doivent préciser quelle est la fréquence avec laquelle les investisseurs évaluent leurs portefeuilles. En d'autres termes, combien dure l'intervalle de temps entre t et $t + 1$. La longueur de cet horizon de placement ou d'évaluation est d'une importance capitale. En effet, un épargnant qui suit très régulièrement l'évolution des cours boursiers enregistre à peu près autant de jours de hausse que de jours de baisse des cours. Compte tenu de son aversion pour la perte, il préférera alors demeurer éloigné du marché boursier. Par contre, l'aversion pour la perte n'a pas beaucoup d'effet sur un épargnant qui n'évalue son portefeuille qu'une fois tous les 10 ans.

Au lieu de choisir un intervalle d'évaluation arbitraire, BT calculent la fréquence avec laquelle les investisseurs devraient évaluer leurs portefeuilles et qui les rendraient indifférents entre les actions et les bons du Trésor. Autrement dit, étant donné les données historiques des États-Unis sur les actions et les bons du Trésor, pour quel intervalle d'évaluation la substitution de $w = 0$ et $w = 1$ dans l'équation (1.3) donnerait la même utilité prospective.

BT trouvent qu'étant donné les formes paramétriques de $v(\cdot)$ et $\pi(\cdot)$ estimées dans le cadre expérimental, l'intervalle d'évaluation est d'une année. Ils affirment que cette période représente bien une période naturelle d'évaluation. La façon dont les gens conçoivent (*frame*) les gains et les pertes est vraisemblablement influencée par la façon dont les informations leurs sont présentées. Puisque les investisseurs reçoivent les rapports détaillés des fonds communs de placement une fois par an, qu'ils calculent leurs impôts une fois par an, il n'est pas déraisonnable de percevoir les gains et les pertes comme des changements annuels de la valeur.

Le calcul de BT suggère donc un moyen simple de comprendre le niveau élevé de la prime de risque historique. Si les variations annuelles de la richesse financière procurent aux investisseurs de l'utilité et si ces derniers présentent une aversion pour la perte, leur crainte d'une forte baisse de la richesse financière va les conduire à demander, à titre de compensation, une forte prime. BT nomment la combinaison de la sensibilité aux pertes et de l'évaluation annuelle des gains et des pertes d' « aversion myope pour la perte », *myopic loss aversion*.

Benartzi et Thaler (1995) montrent ainsi que l'aversion myope pour la perte peut expliquer l'énigme de la prime de risque. Cette aversion myope pour la perte fait référence à l'évaluation fréquente ou à court terme (12 mois) des pertes et gains du patrimoine financier, par opposition à l'évaluation à long terme. Si l'horizon temporel de l'évaluation du portefeuille est plus long (20 ans), les actions peuvent devenir plus attractives par rapport aux actifs sans risque et la prime de risque peut décliner pour atteindre un niveau négligeable (de 6.5 à 1.4 pour cent, selon les simulations des auteurs).

Le résultat de BT est seulement évocateur d'une solution à l'énigme de la prime de risque de Mehra et Prescott (1985). En effet, dans le modèle de BT la consommation ne joue aucun rôle. L'investisseur obtient uniquement de l'utilité de la variation de son patrimoine financier, et non pas aussi de la variation de sa consommation ou de sa richesse totale. Or, l'énigme de la prime de risque est en grande partie attribuable à l'énigme de la consommation: compte tenu de la faible volatilité de la croissance de la consommation, pourquoi les investisseurs sont-ils réticents à acheter des actions à rendements élevés, surtout lorsque la covariance de ces actifs avec la croissance de la consommation est si faible?

Puisque BT ne considèrent pas un modèle inter temporel avec des choix de consommation, ils ne peuvent pas aborder cette question directement et vérifier les propriétés communes des rendements boursiers et de la croissance de la consommation. Un défi important doit donc être relevé : construire et évaluer un modèle plus réaliste dans lequel, même si l'investisseur obtient de l'utilité à partir des fluctuations de la valeur de l'une des composantes de sa richesse, il obtient également une certaine utilité de la consommation.

Barberis, Huang et Santos (2001), BHS, ont relevé ce défi. Pour voir comment la théorie des perspectives peut aider dans la compréhension de l'énigme de la prime de risque, ces auteurs construisent un modèle d'équilibre dynamique des rendements boursiers. Une version simple de leur modèle examine une économie dans laquelle les investisseurs ont des préférences décrites par la fonction suivante :

$$E_0 \sum_{t=0}^{\infty} \left[\rho^t \frac{c_t^{1-\gamma}}{1-\gamma} + b_0 \bar{c}_t^\gamma \hat{v}(X_{t+1}) \right] \quad (1.4)$$

Dans ce modèle, aussi bien la consommation que l'évolution de la valeur de ses avoirs en actifs risqués entre t et $t+1$, notée X_{t+1} , procurent de l'utilité à l'investisseur. Motivés par les constatations de BT, BHS définissent l'année comme étant l'unité temporelle de calcul des gains et les pertes.

L'utilité associée à ces gains et pertes est déterminée par la fonction $\hat{v}(\cdot)$ avec

$$\hat{v}(X) = \begin{cases} X & , \text{ si } X \geq 0 \\ 2.25X & , \text{ si } X < 0 \end{cases}$$

Le facteur de 2.25 provient de l'étude expérimentale de Tversky et Kahneman (1992) concernant les attitudes des individus face aux loteries. Cette forme fonctionnelle est plus simple que celle utilisée par BT, $v(\cdot)$. Elle capture l'aversion pour la perte, mais ne tient pas compte des autres éléments de la théorie des perspectives, tels que la concavité (convexité) dans la région des gains (pertes), ou la transformation de la probabilité. Cela est dû en partie à la difficulté d'incorporer tous ces éléments dans un cadre entièrement dynamique, mais aussi, à la constatation de BT que c'est principalement l'aversion pour la perte qui induit leurs résultats.

Par ailleurs, BHS supposent que les investisseurs sont caractérisés par un effet de cadrage étroit (*narrow framing*). Ainsi, même s'ils ont plusieurs formes de richesses, financières et non financières, ils ne vont focaliser que sur l'une des composantes spécifiques de leur richesse globale, à savoir la richesse financière investie en actifs risqués, et n'obtiendront de l'utilité que de la variation de la valeur de cette composante

De plus, BHS soutiennent que même si les investisseurs ont des horizons de placement long, ils continuent à évaluer le rendement de leur portefeuille sur une base annuelle. En effet, la manière dont l'information leur est présentée peut conduire les investisseurs à se soucier des variations annuelles de leur richesse financière, même si leurs horizons d'investissement sont plus longs. Pour fournir la preuve de cela, Thaler, Tversky, Kahneman et Schwartz (1997) présentent un test expérimental qui montre que la façon dont l'information est présentée affecte le cadre que les gens adoptent dans leur prise de décision.

Selon BHS les caractéristiques essentielles des préférences individuelles à savoir, l'aversion pour la perte et le *narrow framing* survivent à l'agrégation. Intuitivement, si tous les investisseurs sont averses aux pertes annuelles liées aux fluctuations de la richesse boursière, il est difficile de voir pourquoi ce ne serait pas le cas pour l'agent représentatif.

BHS considèrent donc une économie où l'agent représentatif, caractérisé par une aversion pour la perte et par un effet de cadrage étroit (*narrow framing*), cherche à maximiser l'utilité que lui procurent aussi bien la consommation que les fluctuations de sa richesse financière (totalement investie en actifs risqués). En calibrant leur modèle sur des données annuelles, ils arrivent à générer une importante prime de risque et un taux d'intérêt bas et stable et cela même lorsque la croissance de la consommation est lisse et qu'elle est faiblement corrélée avec le rendement boursier. Tout comme dans Benartzi et Thaler (1995), l'intuition qui est derrière ce résultat est que, puisque l'investisseur obtient de l'utilité directe de l'évolution de la valeur boursière de ses actifs, et du moment qu'il est plus sensible aux pertes qu'aux gains, il perçoit le marché boursier comme étant très risqué et ne détient des actifs boursiers que s'il est compensé par un rendement moyen élevé.

1.3.2 Aversion pour la déception

L'aversion pour la déception introduite par Gul (1991) a été appliquée à l'explication de la prime élevée requise par les actions par Ang, Bekaert et Liu (2005), ABL. L'hypothèse commune à l'aversion myope pour la perte et à l'aversion pour la déception est que, lorsqu'ils sont confrontés au problème de l'allocation de leurs richesses entre actifs risqués et actifs sans risque, les agents présentent du *narrow framing*; ils examinent le problème de façon indépendante et focalisent sur les perspectives de rentabilité sans tenir compte des autres sources de variabilité de la consommation.

ABL examinent le rôle de l'aversion pour la déception dans la détermination de la valeur de la prime de risque, en considérant une fonction d'utilité puissance, dans laquelle les résultats sont pondérés différemment selon qu'ils dépassent ou non l'équivalent certain de la loterie. Ils montrent qu'une valeur raisonnable du degré d'aversion pour la déception est compatible avec la prime de risque historique lorsque l'horizon de placement de l'agent est d'un trimestre ou d'une année.

Chauveau et Nalpas (2005) soutiennent que les agents prennent en considération la déception potentielle que peuvent engendrer leurs décisions, en particulier lorsqu'ils investissent en bourse. Ils analysent les implications de l'introduction d'agents averse à la déception sur les marchés financiers. Ils utilisent une version légèrement différente du modèle de Gul (1991) et montrent que, dans leur cadre d'analyse, un agent averse à la déception est pessimiste. Ils considèrent, par la suite, un modèle d'évaluation des actifs fondé sur la consommation dans lequel l'agent représentatif est supposé être averse à la déception. En

utilisant une fonction d'utilité marginale constante, ils montrent que ce modèle peut être considéré comme une solution de l'énigme de la prime de risque.

Dans l'étude qu'ils réalisent, Fielding et Stracca (2007) s'intéressent au rôle de l'horizon de placement, une dimension fondamentale du problème, dans la détermination de la taille de la prime de risque. En effet, s'il est assez simple d'expliquer la prime de risque élevée sur un horizon temporel court, au cours duquel les actions sont très volatiles, il est moins évident de l'expliquer pour des horizons plus longs. L'analyse empirique qu'ils réalisent montre que l'explication basée sur l'aversion pour la perte dépend fortement d'un horizon temporel très court, et même un horizon de 3 ans semble être trop long pour que l'aversion pour la perte soit une explication satisfaisante à la prime de risque historique. L'aversion pour la perte exige un niveau élevé de « myopie » et les résultats de BT dépendent fondamentalement de cette hypothèse. Les résultats de l'étude de Fielding et Stracca (2007) suggèrent que l'invariance de l'aversion pour la déception par rapport à l'horizon temporel fait d'elle une explication potentielle intéressante à l'énigme de la prime de risque, peut être même plus robuste que l'aversion pour la perte puisqu'elle peut s'adapter à n'importe quel horizon temporel, même un horizon de 10 ans. Cela reflète la constatation empirique selon laquelle, même s'il est quasiment impossible de perdre sur des actions relativement à des actifs sans risque lorsque l'horizon de placement est relativement long, les actions peuvent décevoir fortement même sur le long terme.

Fielding and Stracca (2007) suggèrent même qu'une combinaison d'une aversion myope pour la perte sur des horizons courts et d'une aversion pour la déception sur des horizons plus longs peut représenter une explication globale intéressante de l'énigme de la prime de risque. Tout comme le signalent BT, les agents peuvent avoir un horizon temporel multiple et, par conséquent, des points de références multiples lorsqu'ils prennent des décisions relatives à l'allocation de leur portefeuille, ce qui rend une explication multi-facettes de la prime de risque très raisonnable.

1.3.3 Aversion pour l'ambiguïté

Le paradoxe d'Ellsberg prouve que les individus n'aiment pas l'ambiguïté, ou les situations où ils sont incertains quant à la distribution de probabilité d'une loterie. Ceci est très important pour la finance puisque les investisseurs sont souvent incertains quant à la distribution de la rentabilité de l'action.

Epstein et Wang (1994) ont montré comment une telle approche peut être incorporée dans un modèle dynamique d'évaluation des actifs, quoiqu'ils n'aient pas essayé d'évaluer les implications quantitatives de l'aversion pour l'ambiguïté sur les prix des actifs.

Les implications quantitatives ont été dérivées en utilisant un cadre étroitement lié connu sous le nom de contrôle robuste. Selon cette approche, l'agent a une distribution de probabilité de référence à l'esprit, mais veut s'assurer que ses décisions sont bonnes, même si le modèle de référence est, dans une certaine mesure, mal spécifié. Là aussi, l'agent essaie essentiellement de se prémunir contre la pire des erreurs. Anderson, Hansen et Sargent (1998) montrent comment ce cadre peut être utilisé pour le choix de portefeuille et les problèmes d'évaluation, même lorsque les équations d'état et les fonctions objectives sont non linéaires.

Maenhout (1999) applique le cadre d'Anderson et al (1998) à la question spécifique de la prime de risque. Il montre que si les investisseurs sont préoccupés par le fait que leur modèle de rentabilité des actions est mal spécifié, ils percevront une prime de risque nettement plus élevée à titre de compensation pour l'ambiguïté perçue dans la distribution des probabilités. Cependant, il note que pour expliquer l'intégralité de la prime de risque, cela exige une préoccupation déraisonnablement élevée de la mauvaise spécification. Au mieux, alors, l'aversion pour l'ambiguïté constitue une résolution partielle de l'énigme de la prime de risque.

De même, pour expliquer l'énigme Chen et Epstein (2002) suggèrent que "*part of the [equity] premium is due to the greater ambiguity associated with the return to equity, which reduces the required degree of risk aversion*". Ils considèrent un modèle dans lequel le processus de croissance de l'économie est entouré d'ambiguïté. Ils obtiennent une prime de risque composée de deux termes positifs, l'un provenant de l'aversion au risque de l'agent représentatif, et l'autre de son aversion pour l'ambiguïté.

Klibanoff, Marinacci et Mukerji (2005), quant à eux, considèrent un simple exemple numérique pour montrer que «l'aversion pour l'ambiguïté agit comme une aversion pour le risque supplémentaire". L'idée générale est que l'aversion pour l'ambiguïté renforce l'aversion pour le risque et rend les gens plus réticents à subir des actes risqués ambigus.

Erbas et Mirakhor (2007) examinent l'impact éventuel de l'aversion pour l'ambiguïté sur la prime de risque en utilisant les indices de la qualité institutionnelle de la Banque Mondiale, ainsi que d'autres indices, comme proxy du degré d'incertitude. Ils montrent que l'aversion pour l'ambiguïté peut expliquer une grande partie de l'énigme de la prime de risque observée. En effet, si les investisseurs perçoivent les rendements des actions comme étant plus

ambigus que ceux des actifs sans risque, alors, en plus d'une prime de risque, ils réclameront une prime d'ambiguïté sur l'action, rendant la prime des actions observée plus importante. Les résultats empiriques obtenus soutiennent que la prime des actions est composée de deux parties : la prime de risque et la prime d'ambiguïté. Ainsi, lorsque l'aversion pour l'ambiguïté est prise en compte, une part importante de la prime des actions peut être attribuée à l'incertitude ou à l'ambiguïté.

Alonso et Pardo (2008) supposent un modèle dans lequel la consommation agrégée américaine est aléatoire et considérée comme ambiguë par les consommateurs. Ils partent d'une économie semblable à celle de Mehra et Prescott (1985) et montrent qu'il est possible d'expliquer l'énigme de la prime de risque sous l'hypothèse d'une aversion pour l'ambiguïté. Le paramètre clé de leur modèle est le degré de l'aversion pour l'ambiguïté qui interagit de façon non linéaire avec d'autres paramètres, tels que le coefficient d'aversion relative au risque.

Selon Gollier (2006), l'idée intuitive selon laquelle l'aversion pour l'ambiguïté renforce l'aversion au risque dans les situations où les actions les plus risquées sont aussi les plus ambiguës n'est pas toujours vérifiée. Il expose les conditions suffisantes sous lesquelles, toutes choses étant égales par ailleurs, une augmentation de l'aversion pour l'ambiguïté permettrait de réduire la demande de l'actif risqué ambigu, et d'augmenter la prime de risque.

1.3.4 Formation d'habitudes

Une autre approche comportementale qui a tenté d'expliquer l'énigme de la prime de risque est basée sur les modèles avec formation d'habitudes. Dans ce contexte, plusieurs économistes (Constantinides, 1990, Abel 1990, Campbell et Cochrane, 1999) ont modifié la fonction d'utilité rendant l'utilité de la consommation fonction d'une comparaison entre la consommation courante et une référence.

La référence peut être le niveau antérieur de la consommation : la satisfaction d'un agent à un moment donné ne dépend plus uniquement de sa consommation présente, mais du surplus de sa consommation par rapport au niveau auquel il a été habitué par le passé. Un individu qui a eu jadis un niveau de consommation élevé souffrira beaucoup plus d'un niveau modéré de consommation présente, qu'un individu dont les consommations passées ont été faibles. Cette habitude d'un certain niveau de vie peut être formalisée en faisant dépendre l'utilité courante de la consommation présente moins un terme proportionnel à la consommation passée. L'introduction de la formation d'habitudes a la faculté de rendre un

investisseur plus sensible à la réduction à court terme de la consommation et permet la formation d'une épargne de précaution importante. Ceci permet d'atteindre une plus grande aversion au risque à court terme et une plus faible aversion au risque à long terme (Constantinides, 1990). Toutefois, les modèles avec formation d'habitudes ne suffisent pas à expliquer la différence de rendement entre les actions et les obligations (Ferson et Constantinides, 1991).

Une autre référence possible à laquelle la consommation courante peut être comparée est le niveau de consommation des autres ménages. L'agent peut obtenir de l'utilité non seulement de sa propre consommation mais aussi du fait de savoir qu'il consomme plus que les autres. La satisfaction retirée dépend alors du niveau de consommation relatif : « *catching-up with the Joneses* » (Abel, 1990). Par rapport au modèle standard, cette approche permet d'augmenter l'utilité marginale de la consommation future dès que les autres ont amélioré leur situation. Elle permet ainsi de réduire le désir individuel d'emprunter et fait baisser le taux sans risque. Elle rend cependant l'investisseur seulement averse au risque en cas de choc. Cette approche permet d'obtenir un coefficient d'aversion au risque proche de 6, ce qui reste encore relativement élevé mais toujours plus convaincant que 30.

Ces modèles n'offrent donc pas véritablement une solution nouvelle à l'énigme de la prime de risque, puisque d'autres modèles reproduisent aussi le niveau de la prime lorsque l'aversion au risque est importante. Ils offrent cependant une explication nouvelle à l'énigme du taux sans risque. Avec des préférences isoélastiques, l'augmentation du coefficient d'aversion au risque, qui est nécessaire pour reproduire la prime de marché, engendre une augmentation du niveau et de la variabilité du taux d'intérêt réel. Un modèle comportant des habitudes de consommation contourne cette difficulté en stipulant une composante d'épargne de précaution, qui vient contrecarrer les effets à la hausse sur le taux d'intérêt réel. Intuitivement, un consommateur conscient de ses habitudes de consommation voit son aversion au risque augmenter lorsque sa consommation courante baisse relativement à ses habitudes. Cela l'incite à épargner davantage pour se prémunir contre d'autres baisses éventuelles. Le modèle peut, par le biais de ce mécanisme d'épargne de précaution, reproduire un niveau stable et faible du taux d'intérêt réel, offrant ainsi une solution à l'énigme du taux sans risque.

1.3.5 Une nouvelle piste : hétérogénéité des croyances et pessimisme global

Pour résoudre l'énigme de la prime de risque, Jouini et Napp (2007) proposent une nouvelle piste, faisant appel à un pessimisme des investisseurs au niveau agrégé. En incorporant cette hypothèse dans une analyse théorique, ils montrent comment l'existence d'un tel biais au niveau individuel peut se traduire au niveau collectif par des primes de risque très importantes. L'énigme de Mehra et Prescott résulterait donc d'une erreur systématique d'appréciation plutôt que d'une préférence exagérée pour le présent ou d'une aversion au risque anormalement élevée.

Dans l'étude qu'ils réalisent, Jouini et Napp (2007) analysent les conséquences de l'introduction de croyances subjectives hétérogènes dans le modèle d'équilibre standard. Ils montrent que la formule du CCAPM avec croyances hétérogènes est donnée par la formule du CCAPM dans une économie où tous les investisseurs partageraient la même croyance diminuée d'un terme égal à la moyenne pondérée par la tolérance au risque des degrés d'optimisme/pessimisme des agents, ce terme représente la probabilité de consensus du groupe.

L'impact de l'introduction des croyances hétérogènes sur le prix du risque est alors très clair : elle conduit à une augmentation (resp. diminution) du prix du risque si, et seulement si, la probabilité de consensus est pessimiste (resp. optimiste), où pessimiste signifie que les prévisions de rendements sont en moyennes inférieures aux rendements qui seront objectivement observés. En réalité, le prix du risque subjectivement anticipé n'est pas modifié par l'introduction d'un certain degré de dispersion des croyances ou de pessimisme. En d'autres termes, la raison pour laquelle le pessimisme augmente le prix du risque n'est pas que les consommateurs pessimistes exigent une rémunération du risque plus élevée. Ils exigent le même niveau de rémunération du risque qu'un agent standard, mais sous-estiment, en revanche, le taux de rendement des actifs, ce qui revient à surestimer le risque associé à un rendement donné.

Leurs résultats sont cohérents avec ceux d'Abel (2002) qui montre que dans un modèle en temps discret si les agents sont pessimistes, alors la prime de risque est plus élevée. Cependant, dans le cadre choisi par Jouini et Napp (2007), et contrairement à celui d'Abel (2002), il n'est pas nécessaire que les agents soient individuellement pessimistes : le pessimisme au niveau global suffit à assurer une augmentation du prix du risque. Selon les auteurs, il est possible d'avoir du pessimisme au niveau global même lorsque la croyance moyenne équipondérée est neutre c'est à dire qu'elle n'est ni optimiste, ni pessimiste. Il suffit

qu'il y ait corrélation entre optimisme et aversion au risque pour récupérer du pessimisme au niveau agrégé.

1.4 Conclusion

Ce chapitre a été consacré à la présentation des éléments centraux de la finance comportementale. Un intérêt particulier a été porté aux principaux biais comportementaux qui surviennent lorsque les individus forment leurs croyances. Certaines des théories alternatives à la théorie de l'utilité espérée permettant de décrire les préférences des individus tout en tenant compte des principaux biais observés ont été par la suite présentées.

Les approches proposées par la finance comportementale pour expliquer l'énigme empirique de la prime de risque, sont présentées en dernier lieu.

Une nouvelle explication à cette énigme faisant appel au pessimisme des individus au niveau agrégé a été proposée par Jouini et Napp (2007). En incorporant cette hypothèse dans une analyse théorique, ils montrent comment l'existence d'un tel biais peut se traduire par des primes de risque très importantes. L'énigme de Mehra et Prescott résulterait donc d'une erreur systématique d'appréciation plutôt que d'une préférence exagérée pour le présent ou d'une aversion au risque anormalement élevée.

Le chapitre suivant propose de présenter le modèle théorique de Jouini et Napp (2007) qui prend en compte l'hétérogénéité des croyances ainsi que ses principales implications.

Chapitre 2. Présentation du modèle avec croyances hétérogènes- Jouini et Napp (2007)

1.5 Introduction

Dans le cadre usuel du modèle d'équilibre des marchés financiers de Sharpe (1964) et Lintner (1965) ou dans le cadre de sa version dynamique prenant en compte la consommation (CCAPM, Ingersoll, 1987, Huang et Litzenberger, 1988, Duffie, 1996), tous les agents sont supposés avoir les mêmes anticipations, on parle alors d'anticipations homogènes. Il apparaît alors que les prix d'équilibre peuvent s'interpréter comme résultant des choix de portefeuille d'un agent unique, dit agent représentatif. La théorie de l'agent représentatif est ainsi devenue un outil incontournable de l'analyse des marchés financiers. La grande simplicité d'utilisation et d'interprétation de ces modèles a conduit à de nombreuses études empiriques, ainsi qu'à de multiples prolongements théoriques.

Cependant, comme le signale Williams (1977), de nombreux effets ne sont pas pris en compte dans ces modèles désormais standard, le plus important d'entre eux est certainement l'hétérogénéité des croyances et des prévisions des agents économiques. En effet, d'autres nombreux auteurs ont confirmé que la diversité des prévisions des investisseurs est un élément important à prendre en compte pour une bonne compréhension du fonctionnement des marchés financiers.

C'est pour cette raison que plusieurs modèles ont étudié l'impact de l'hétérogénéité des croyances des agents sur les caractéristiques d'équilibre des marchés (Williams, 1977, Huang et Litzenberger, 1988, Abel, 1989, Detemple et Muryhy, 1994, Zapatero, 1998 et Basak, 2000). Dans ces travaux, les croyances hétérogènes reflètent soit une différence d'information (Williams, 1977, Detemple et Murthy, 1994, Zapatero, 1998) soit une différence d'opinions entre les agents (Miller, 1977, Mayshar, 1983, Varian, 1985, Abel, 1989, 2002, Cecchetti et al., 2000).

C'est dans ce contexte que Jouini et Napp (2007) ont cherché à analyser les conséquences de l'introduction de croyances subjectives hétérogènes dans le modèle d'équilibre standard. Leur objectif était double : d'une part voir si les économies dans lesquelles les agents ont des anticipations hétérogènes ont un comportement fondamentalement différent de celles où les agents ont les mêmes anticipations, d'autre part être capable de mieux appréhender l'impact de l'hétérogénéité des croyances sur les

fondamentaux de l'économie. En partant d'un marché avec croyances hétérogènes ils ont tenté de définir une croyance de consensus puis d'étudier l'impact de l'hétérogénéité des croyances sur la prime de risque et les taux d'intérêt.

Ce chapitre est consacré à la présentation du modèle avec croyances hétérogènes développé par Jouini et Napp (2007) et à l'analyse de l'impact de la divergence d'opinions sur les caractéristiques d'équilibre notamment la prime de risque. Le recours à une fonction d'utilité exponentielle montre que ce mécanisme dépend de la corrélation entre optimisme et aversion au risque des agents.

1.6 Des croyances hétérogènes à une croyance de consensus

Pour construire une croyance de consensus, les auteurs se basent sur la procédure d'agrégation développée par Calvet et al (2002). Ils partent d'un modèle en temps continu, similaire au modèle standard excepté le fait que les agents ont des probabilités subjectives différentes.

Dans ce modèle, chaque agent i , doté d'un revenu courant e_t^{*i} à la date t , cherche à maximiser, sous sa contrainte de richesse, l'espérance de l'utilité résultant de sa consommation future

$$E^{Q_i} \left[\int_0^T u_i(t, c_t) dt \right] \quad (2.1)$$

où Q_i correspond à la probabilité subjective de l'individu considéré, u_i représente sa fonction d'utilité et c_t sa consommation à la date t .

Pour les besoins de leur analyse, les auteurs supposent que les croyances subjectives sont données. De plus, tout comme dans Varian (1985, 1989), Abel (1989) ou Harris et Raviv (1993), ces croyances reflètent une divergence de vues parmi les agents plutôt qu'une différence d'informations ; en effet, tous les investisseurs sont supposés recevoir les mêmes informations, mais ils diffèrent dans leur manière de les interpréter. Il n'existe donc pas d'asymétrie d'information.

Ces croyances subjectives hétérogènes se traduisent par des probabilités subjectives différentes mais équivalentes entre elles et équivalentes à la probabilité P : les états possibles pour un agent le sont pour tous les autres ; les agents ne diffèrent que par la probabilité accordée à chaque état.

Sous ces conditions, et en supposant que $(M_t^i)_{t \in [0, T]}$ est la densité de probabilité de Q_i par rapport à P , il est équivalent d'écrire que la fonction à maximiser est

$$E^P \left[\int_0^T M_t^i u_i(t, c_t) dt \right] \quad (2.2)$$

L'équilibre relatif aux croyances (M^i) et aux revenus (e^i) est défini par un prix d'équilibre q^* et une famille de plans de consommation optimaux (y^{*i}) tels que :

$$\begin{cases} y^{*i} = y^i(q^*, M^i, e^i) \\ \sum_{i=1}^N y^{*i} = \sum_{i=1}^N e^i \equiv e^* \end{cases}$$

où
$$y^i(q, M, e) \equiv \arg \max_{E^P \left[\int_0^T q_t (y_t^i - e_t) dt \right] \leq 0} E^P \left[\int_0^T M_t u_i(t, c_t) dt \right]$$

Un tel équilibre s'il existe est caractérisé par les conditions de premier ordre relatives à l'optimalité de l'individu et du marché, c'est-à-dire :

$$\begin{cases} M_t^i u_i'(t, y_t^{*i}) = \lambda_i q_t^* \\ E^P \left[\int_0^T q_t^* (y_t^{*i} - e_t^i) dt \right] = 0 \\ \sum_{i=1}^N y_t^{*i} = e_t^* \end{cases}$$

où les λ_i représentent les multiplicateurs de Lagrange.

Dans ce cas là, $(q^*, (y^{*i}))$ représente un équilibre interne relatif à la croyance (M^i) et au revenu (e^i).

L'objectif recherché par Jouini et Napp (2007) est de trouver un « équilibre équivalent » dans lequel les croyances subjectives hétérogènes (M^i) peuvent être agrégées en une croyance commune M qui générerait les mêmes prix d'équilibre et les mêmes volumes d'échange que dans l'économie initiale. En suivant l'approche développée par Calvet et al (2002), ils définissent un équilibre équivalent dit de première espèce.

C'est ainsi qu'à partir d'un équilibre interne $(q^*, (y^{*i}))$ relatif à la croyance (M^i) et au revenu (e^i), ils montrent qu'il existe un processus positif adapté unique $(M_t)_{t \in [0, T]}$, une famille unique de processus de revenus (\bar{e}^i) avec $\sum_{i=1}^N \bar{e}^i = e^*$, et une famille unique de processus de consommation (\bar{y}^i) , tels que $(q^*, (\bar{y}^i))$ soit un équilibre équivalent vérifiant les conditions suivantes :

$$\begin{cases} y^{*i} - e^i = \bar{y}^i - \bar{e}^i \\ M_t^i u_i'(t, y^{*i}) = M_t u_i'(t, \bar{y}^i) \end{cases}$$

Donc l'équilibre $(q^*, (\bar{y}^i))$ relatif à la croyance de consensus M et au processus de revenu (\bar{e}^i) est caractérisé par :

$$\begin{cases} M_t u_i'(t, \bar{y}_t^i) = \lambda_i q_t^* \\ E^P \left[\int_0^T q_t^* (\bar{y}_t^i - \bar{e}_t^i) dt \right] = 0 \\ \sum_{i=1}^N \bar{y}_t^i = e_t^* \end{cases}$$

où les multiplicateurs λ_i sont les mêmes multiplicateurs que dans l'équilibre initial.

C'est de cette manière que Jouini et Napp (2007) montrent qu'il est possible de définir une croyance de consensus, et afin de mieux expliciter leur propos, ils présentent une construction explicite de cette croyance de consensus pour les fonctions d'utilité exponentielles.

En effet, d'après ce qui précède, la croyance de consensus est telle qu'à l'équilibre de première espèce la relation suivante est vérifiée :

$$M_t^i u_i'(t, y_t^{*i}) = M_t u_i'(t, \bar{y}_t^i) \quad (2.3)$$

Si les fonctions d'utilité sont toutes exponentielles³, la relation (2.3) s'écrit :

$$M^i \exp\left(-\frac{y^{*i}}{\theta_i}\right) = M \exp\left(-\frac{\bar{y}^i}{\theta_i}\right) \quad (2.4)$$

où θ_i est le paramètre traduisant la tolérance au risque de l'agent i .

D'où

$$\exp\left(-\sum_{i=1}^N y^{*i}\right) \prod_{i=1}^N (M^i)^{\theta_i} = \exp\left(-\sum_{i=1}^N \bar{y}^i\right) M^{\sum_{i=1}^N \theta_i} \quad (2.5)$$

Puisque $\sum_{i=1}^N y^{*i} = \sum_{i=1}^N \bar{y}^i = e^*$ et en posant $\sum_{i=1}^N \theta_i = \bar{\theta}$, il s'en suit que :

$$M = \prod_{i=1}^N (M^i)^{\frac{\theta_i}{\bar{\theta}}} \quad (2.6)$$

Ainsi, si toutes les fonctions d'utilité sont exponentielles, alors la fonction d'utilité de l'agent représentatif l'est également et la densité de la probabilité de consensus escomptée est égale à la moyenne géométrique, pondérée par les tolérances au risque individuelles, des densités de probabilité individuelles. Cependant, cette moyenne ne peut pas être une densité de probabilité, ce qui signifie que l'agrégation des croyances individuelles en une croyance commune induit un biais spécifique.

³ u est une fonction exponentielle négative si $u(w) = -\frac{e^{-\alpha w}}{\alpha}$, α mesure l'aversion au risque.

Pour spécifier ce biais, les auteurs considèrent un modèle en temps continu dans lequel le risque est gouverné par un mouvement brownien standard. Dans ce cas là, la richesse totale de l'économie e et les densités individuelles M^i suivent des dynamiques du type :

$$de_t^* = \alpha_t e_t^* dt + \beta_t e_t^* dW_t \quad , \quad \beta > 0$$

$$dM_t^i = \delta_t^i M_t^i dW_t \quad , \quad M_0^i = 1$$

Si les fonctions d'utilité sont de classe $C^{1,3}$, d'après les conditions de premier ordre de l'équilibre interne et le lemme d'Itô, le prix d'équilibre q^* , les allocations d'équilibre (y^{*i}) et M suivent les dynamiques suivantes :

$$dq_t^* = \mu_{q^*}(t) q_t^* dt + \sigma_{q^*}(t) q_t^* dW_t$$

$$dy_t^{*i} = \mu_{y^*}^i(t) y_t^{*i} dt + \sigma_{y^*}^i(t) y_t^{*i} dW_t$$

$$dM_t = \mu_M(t) M_t dt + \delta_M(t) M_t dW_t$$

Sous ces conditions bien précises et en supposant que δ_M vérifie la condition de Novikov, Jouni et Napp (2007) montrent qu'il existe une martingale positive \bar{M} avec $\bar{M}_0 = 1$, et un processus de variation positif B avec $B_0 = 1$ tels que :

$$\bar{M}_t B_t u'_t(t, e_t^*) = q_t^* \quad (2.7)$$

Ces processus sont définis de la manière suivante :⁴

$$B_t = \exp \int_0^t \mu_M(s) ds \quad (2.8)$$

$$\bar{M}_t = \exp \left(\int_0^t \delta_M(s) dW_s - \frac{1}{2} \int_0^t \delta_M^2(s) ds \right) \quad (2.9)$$

Le processus d'ajustement B mesure le biais d'agrégation introduit par l'hétérogénéité des croyances individuelles.

Pour l'agent i , le taux de croissance moyen est alors égal à $\alpha + \beta \delta^i$, ce qui permet d'interpréter δ^i comme le degré d'optimisme de l'agent considéré. Si δ^i est positif l'agent

⁴ Pour tout i : $\frac{1}{\lambda_i} M_t^i u'_i(t, y_t^{*i}) = M_t u'(t, e_t^*)$

or $M_t^i u'_i(t, y_t^{*i}) = \lambda_i q_t^*$

d'où $M_t u'(t, e_t^*) = q_t^*$

puisque $dM_t = M_t [\mu_M(t) dt + \delta_M(t) dW_t]$,

il s'en suit que $M_t = \exp \left[\int_0^t \delta_M(u) dW_u + \int_0^t \left(\mu_M(u) - \frac{1}{2} \delta_M^2(u) \right) du \right]$

$M_t = \bar{M}_t B_t$

surévalue le taux de croissance moyen, si δ^i est négatif il sous-évalue ce taux de croissance moyen. En désignant par δ^M le degré d'optimisme/pessimisme de la probabilité de consensus, les auteurs montrent que pour les fonctions d'utilité de type HARA (*hyperbolic absolute risk aversion*),

$$\delta^M = \sum_{i=1}^N \kappa^i \delta^i = E^\kappa[\delta] \quad (2.10)$$

$$\mu_M = -\frac{1}{2}(\eta - 1)Var^\kappa[\delta] \quad (2.11)$$

où les κ^i vérifient $\sum_{i=1}^N \kappa^i = 1$ et sont proportionnels aux tolérances au risque des agents respectivement associés.

Pour cette classe de fonctions d'utilité, δ^M est égal à la moyenne pondérée par les tolérances au risque individuelles des δ^i et μ_M est proportionnel à la variance. Les prix d'équilibre dans le cadre des croyances hétérogènes correspondent à des prix d'équilibre dans un modèle à croyances homogènes dans lequel la croyance commune serait la croyance moyenne et dans lequel les agents appliqueraient un facteur d'escompte à leur utilité future. Ce facteur est proportionnel à la dispersion des croyances d'origine et rend donc compte du degré d'hétérogénéité des croyances. Il peut être positif ou négatif selon, que l'investisseur moyen est plus ou moins prudent

D'après l'expression (2.11), μ_M est positif, si et seulement si, $\eta < 1$. Une interprétation possible de ce résultat pourrait être la suivante : le paramètre η mesure le degré de prudence de l'agent. Lorsque le niveau de risque augmente dans une économie, selon que l'investisseur est plus ou moins prudent, il réduit ou augmente sa consommation courante par rapport à sa consommation future. Par exemple, pour $\eta < 1$, l'investisseur est prudent et augmente sa consommation courante, agissant comme si son utilité avait été escomptée par un taux d'escompte positif. Le raisonnement inverse mène à un taux d'escompte négatif si $\eta > 1$. Donc dans un contexte pareil, tout se passe comme si la dispersion des croyances était interprétée comme source de risque puisqu'elle conduit à l'apparition d'un facteur d'escompte, dont l'effet principal est un transfert entre consommation courante et consommation future (dans un sens déterminé par la position de η par rapport à 1) et que cet effet est tout à fait analogue à celui qui serait observé si le niveau de risque venait à augmenter dans l'économie.

Donc du fait de la présence de ce facteur d'escompte inexistant dans le modèle à croyances homogènes, le modèle à croyances hétérogènes ne peut pas en général se réduire à

un modèle avec croyance homogène dans lequel la croyance prise en compte par les marchés serait simplement une moyenne pondérée des croyances individuelles.

Ainsi, il apparaît qu'il y a essentiellement deux effets distincts liés à l'introduction de croyances hétérogènes. D'abord, il y a un effet de changement de probabilité de P à la nouvelle probabilité commune Q dont la densité est donnée par \bar{M} . Cette probabilité agrégée Q étant une moyenne pondérée par les tolérances au risque individuelles des différentes probabilités subjectives. Ensuite, il y a un effet d'escompte directement lié à la dispersion des croyances individuelles.

Une fois ces résultats obtenus, les auteurs analysent l'impact de ces deux effets sur le prix du marché du risque et sur le taux sans risque.

1.7 Croyances hétérogènes, prime de risque et taux d'intérêt

Jouini et Napp (2007) montrent que lorsque les croyances sont hétérogènes, le prix d'équilibre q^* est tel que $q^* = Mu'(e^*) = \bar{M}Bu'(e^*)$. Ils cherchent par la suite à comparer cette expression avec celle trouvée dans le modèle standard à savoir $q = u'(e^*)$.

Puisque $q^* = Mq$, il est facile de montrer qu'en situation de croyances hétérogènes, le drift et la volatilité du prix d'équilibre sont donnés par :⁵

$$\begin{cases} \mu_{q^*} = \mu_q + \mu_M + \delta_M \sigma_q \\ \sigma_{q^*} = \sigma_q + \delta_M \end{cases}$$

1.7.1 Impact sur la prime de risque

Jouini et Napp (2007) montrent que seul le changement de probabilité a un impact sur le prix du risque, c'est-à-dire la rémunération en terme de rendement excédentaire (par rapport au taux sans risque) de chaque unité de risque supplémentaire. Ils constatent alors que la formule du CCAPM avec croyances hétérogènes est donnée par la formule du CCAPM dans une économie où tous les investisseurs partageraient la même croyance, à savoir la croyance de consensus obtenue par la procédure d'agrégation.

Pour démontrer cela, les auteurs supposent l'existence d'un actif sans risque de prix S^0 et un actif risqué de prix S tels que :

⁵ $q^* = Mq$ avec $dM_t = M_t[\mu_M(t)dt + \delta_M(t)dW_t]$ et $dq_t = q_t[\mu_q(t)dt + \sigma_q(t)dW_t]$

Donc d'après le lemme d'Itô, $dq_t^* = q_t^*[(\mu_q + \mu_M + \delta_M \sigma_q)(t)dt + (\sigma_q + \delta_M)(t)dW_t]$

$$dS_t^0 = r^f S_t^0 dt \quad \text{et} \quad dS_t = S_t \mu_R(t) dt + S_t \sigma_R(t) dW_t \quad \sigma_R > 0$$

Ces processus de prix, doivent être tels que $q^* S$ est une martingale sous P . Dans ce cas là, comme dans le cas standard, la relation suivante doit être vérifiée : $\mu_R - r^f = -\sigma_{q^*} \sigma_R$

Donc en situation de croyances hétérogènes, le prix de marché du risque (PMR), $\frac{\mu_R - r^f}{\sigma_R}$, est égal à :

$$\begin{aligned} PMR [\text{hétérogénéité}] &= -\sigma_{q^*} = -\sigma_q - \delta^M \\ &= PMR [\text{standard}] - \delta^M \end{aligned}$$

Ainsi la prime de risque en situation de croyances hétérogènes est supérieure à la prime de risque en situation standard si et seulement si $\delta^M < 0$.

L'impact de l'introduction de croyances hétérogènes sur le prix du risque est alors très clair : elle conduit à une augmentation (resp. diminution) du prix du risque si, et seulement si, la probabilité de consensus est pessimiste (resp. optimiste), où pessimiste signifie que les prévisions de rendements sont en moyennes inférieures aux rendements qui seront objectivement observés. En réalité, le prix du risque subjectivement anticipé n'est pas modifié par l'introduction d'un certain degré de dispersion des croyances ou de pessimisme. En d'autres termes, la raison pour laquelle le pessimisme augmente le prix du risque n'est pas que les consommateurs pessimistes exigent une rémunération du risque plus élevée. Ils exigent le même niveau de rémunération du risque qu'un agent standard, mais sous-estiment, en revanche, le taux de rendement des actifs, ce qui revient à surestimer le risque associé à un rendement donné.

Ces résultats sont cohérents avec ceux d'Abel (2002) qui montre que dans un modèle en temps discret si les agents sont pessimistes, alors la prime de risque est plus élevée. Cependant, dans le cadre choisi par Jouini et Napp (2007), et contrairement à celui d'Abel (2002), il n'est pas nécessaire que les agents soient individuellement pessimistes car le pessimisme au niveau global suffit à assurer une augmentation du prix du risque. Plus précisément, dans le cas de fonctions d'utilité à tolérance au risque linéaire (HARA), il n'est pas nécessaire que tous les δ^i soient non positifs, il suffit que la moyenne pondérée par les tolérances au risque individuelles des tolérances δ^i soit négative.

1.7.2 Impact sur le taux sans risque

Contrairement à ce qui se passe pour la prime de risque d'équilibre, tant le changement de probabilité que le facteur d'escompte ont un impact sur les taux d'intérêt.

En effet, puisque $q^* S^0$ est une P -martingale, le taux sans risque est tel que $r^f = -\mu_{q^*}$.

$$\text{Or } \mu_{q^*} = \mu_q + \mu_M + \delta^M \sigma_q$$

$$\begin{aligned} \text{D'où } r^f[\text{hétérogénéité}] &= -\mu_q - \mu_M - \delta^M \sigma_q \\ &= r^f[\text{s tandard}] - \mu_M - \delta^M \sigma_q \end{aligned}$$

L'effet du taux d'escompte sur les taux d'intérêt est facile à analyser. Un taux d'escompte ($-\mu_M$) positif signifie que la consommation future est moins importante pour l'agent représentatif que la consommation présente, ce qui conduit à un taux d'intérêt d'équilibre plus élevé. Ce résultat apporte un éclairage intéressant sur l'énigme du taux sans risque.

L'effet du changement de probabilité, quant à lui, correspond à un abaissement du taux d'intérêt sans risque lorsque la probabilité de consensus est pessimiste. En effet, si les consommateurs sont pessimistes au sujet du taux de croissance de l'économie, ils essayeront de réduire la consommation courante et d'augmenter l'épargne courante. La tentative d'augmenter l'épargne courante conduit alors à une baisse des taux d'intérêt.

En combinant ces deux effets, les auteurs remarquent que l'hétérogénéité des croyances des investisseurs conduit à une augmentation des taux d'intérêt si la probabilité globale est optimiste et si le taux d'escompte est positif. Dans le cas où les deux effets s'opposent, c'est l'effet changement de probabilité qui l'emporte, tant que la dispersion des croyances reste suffisamment faible.

1.7.3 Cas des fonctions d'utilité exponentielles

Pour illustrer les résultats qu'ils obtiennent, Jouini et Napp (2007) présentent une construction explicite de la croyance et de la probabilité de consensus pour les fonctions d'utilité exponentielles. Pour ce type de fonction de la forme $u_i'(t, x) = \exp(-x/\theta_i)$, ils montrent que :

$$M = \prod_{i=1}^N (M^i)^{\theta_i/\bar{\theta}} ; \quad \delta^M = \sum_{i=1}^N \frac{\theta_i}{\bar{\theta}} \delta^i ; \quad \mu^M = -\frac{1}{2} \left[\sum_{i=1}^N \frac{\theta_i}{\bar{\theta}} (\delta^i)^2 - \left(\sum_{i=1}^N \frac{\theta_i}{\bar{\theta}} \delta^i \right)^2 \right]$$

$$\Delta(PMR) = -\delta^M ; \Delta(\text{Prime de Risque}) = -\delta^M \sigma^R ; \Delta(r^f) = -\mu^M + \frac{\beta \varepsilon \delta^M}{\theta}$$

La croyance de consensus M (respectivement le coefficient de diffusion agrégé δ^M) surpondère les croyances individuelles M^i (respectivement les coefficients de diffusion δ^i) pour lesquelles la tolérance au risque individuelle θ_i est supérieure à la moyenne et souspondère les croyances M^i (respectivement les coefficients de diffusion individuels δ^i) pour lesquelles le coefficient θ_i est inférieur à la moyenne.

Si tous les θ_i sont égaux, alors $M = \prod_{i=1}^N (M^i)^{1/N}$ et $\delta^M = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \delta^i$; l'effet de l'hétérogénéité des croyances sur la prime de risque est alors donné par le pessimisme/optimisme de la croyance moyenne équipondérée. Si les investisseurs sont en moyenne optimistes (resp. pessimistes), alors la prime de risque est inférieure (resp. supérieure) à celle du cadre standard. En outre, l'impact de l'hétérogénéité des croyances sur le taux d'intérêt est vers une augmentation du taux d'intérêt.

Si les θ_i ne sont pas tous identiques, dans ce cas là $\delta^M = E_a[\delta^i] + cov_a \left[\frac{\theta_i}{\theta}, \delta^i \right]$ où E_a et cov_a désignent l'espérance et la covariance équi-pondérées des agents. Il apparait ainsi que le premier effet sur le coefficient de diffusion δ^M (et par conséquent sur la prime de risque) est donné, comme dans le cas précédent, par le niveau moyen d'optimisme/pessimisme $E_a[\delta^i]$. Le deuxième effet est donné par la covariance entre tolérance/aversion au risque et optimisme/pessimisme. Ainsi si, les investisseurs les plus tolérants au risque sont pessimistes et les investisseurs les moins tolérants au risque sont optimistes, il est possible d'aboutir à un PMR plus élevé et à un taux d'intérêt plus faible.

1.8 Conclusion

La prise en compte de l'hétérogénéité des croyances des agents dans l'équilibre économique ainsi que celui des marchés financiers est fondée tant du point de vue théorique qu'empirique. Elle fait l'objet d'un travail important et d'un vaste programme de recherche mené par plusieurs chercheurs notamment Jouini et Napp (2007).

Le principal résultat auquel ils aboutissent consiste en la proposition suivante : dans une économie où les croyances sont hétérogènes tout se passe comme si les croyances étaient

homogènes et égales à une moyenne pondérée par les tolérances individuelles au risque des croyances individuelles et comme si l'utilité était ajustée par un coefficient d'escompte.

Il en résulte que la prime de risque d'équilibre dans une économie avec hétérogénéité est sensiblement plus grande que la prime de risque dans une économie homogène dès que l'on suppose que la probabilité de consensus est pessimiste. L'hétérogénéité des croyances apparaît alors, sous cette hypothèse, comme pouvant constituer une explication empiriquement satisfaisante de l'énigme de la prime de risque. Sous la même condition, le taux d'intérêt sans risque est sensiblement plus petit que celui obtenu dans un modèle homogène, ce qui permet d'expliquer l'énigme de la prime de risque.

Leurs résultats sont cohérents avec ceux d'Abel (2002) qui montre que dans un modèle en temps discret si les agents sont pessimistes, alors la prime de risque est plus élevée. Cependant, dans le cadre choisi par Jouini et Napp (2007), et contrairement à celui d'Abel, il n'est pas nécessaire que les agents soient individuellement pessimistes, le pessimisme au niveau global suffit à assurer une augmentation du prix du risque. Les auteurs montrent qu'il est possible d'avoir du pessimisme au niveau global même lorsque la croyance moyenne équipondérée est neutre c'est à dire qu'elle n'est ni optimiste, ni pessimiste. Il suffit qu'il y ait corrélation positive entre optimisme et aversion au risque pour récupérer du pessimisme au niveau agrégé.

Dans le présent travail, nous chercherons à analyser la validité d'une telle corrélation à travers la mise en place d'un dispositif permettant de mesurer l'aversion au risque et l'optimisme des agents dans un contexte lié à des choix d'investissement puis d'étudier la nature du lien entre ces deux grandeurs. Mais avant cela, nous nous proposons d'évaluer la capacité explicative du CCAPM avec croyances hétérogènes tel qu'il a été formulé par Jouini et Napp (2007) en utilisant des données de marché.

Chapitre 3. Test empirique du CCAPM avec croyances hétérogènes

1.9 Introduction

Dans le présent chapitre nous nous proposons de tester, en utilisant des données de marché, le CCAPM qui résulte de l'introduction de croyances hétérogènes présenté dans le précédent chapitre.

Rappelons que selon Jouini et Napp (2007) la formule du CCAPM avec croyances hétérogènes est donnée par la formule du CCAPM dans une économie où tous les investisseurs partageraient la même croyance diminuée d'un terme égal à la moyenne pondérée par les tolérances au risque individuelles des degrés d'optimisme/pessimisme des agents. L'objectif de cette étude étant d'évaluer la capacité explicative de ce modèle et d'analyser l'impact de l'hétérogénéité des croyances sur les rentabilités des titres.

Pour construire un test empirique cohérent du modèle, nous faisons certaines hypothèses simplificatrices qui, en fin de compte, nous mènent à étudier l'impact de la divergence d'opinions, mesurée par la dispersion des prévisions faites par les analystes financiers, sur les rentabilités en excès des titres.

Le chapitre est organisé en quatre sections. Une revue de la littérature théorique et empirique sur l'impact de la divergence d'opinions sur les rentabilités des titres est présentée dans un premier temps. La méthodologie utilisée pour aborder la question est détaillée dans la deuxième section. Les résultats sont synthétisés au niveau de la troisième section. Les tests de robustesse sont résumés dans la quatrième section. Enfin, le travail est clôturé par une discussion sur les développements futurs à ce sujet.

1.10 Divergence d'opinions : une revue de la littérature

1.10.1 Littérature théorique

Les modèles standards d'évaluation des actifs financiers ont du mal à expliquer la nature volatile et complexe des marchés financiers. Ces modèles se basent sur une hypothèse simplificatrice forte qui est l'homogénéité des investisseurs. Or il n'existe aucun doute concernant le fait que les agents diffèrent dans leurs préférences, leurs connaissances et leurs croyances.

L'une des caractéristiques importantes des marchés financiers est la présence de divergence d'opinions entre les agents. Désormais, il est bien connu que l'hétérogénéité des croyances des investisseurs joue un rôle important dans la formation des prix des actions, dans leurs dynamiques ainsi que dans la génération d'échanges entre les participants.

Plusieurs auteurs se sont intéressés à l'étude de l'impact de l'hétérogénéité des croyances sur les mouvements de la rentabilité des actions et jusqu'à aujourd'hui les réponses que nous trouvons dans la littérature financière théorique existante restent assez controversées.

Miller (1977) affirme que dans un monde incertain, les prévisions sont difficiles à faire, par conséquent, il est invraisemblable que tous les investisseurs partagent la même opinion concernant le risque et la rentabilité d'une action donnée. Son analyse, qui tient compte de la divergence d'opinions des investisseurs lorsque les ventes à découvert sont restreintes, montre que plus la divergence d'opinions est élevée, plus la rentabilité de l'action tend à être faible. Lorsqu'il existe une divergence d'opinions entre les investisseurs, en plus des contraintes de vente à découvert, les investisseurs pessimistes sont absents du marché alors que les investisseurs optimistes poussent les prix des actions à la hausse provoquant une surévaluation des titres. Ce biais vers la hausse des prix des actions est supposé conduire à des rentabilités futures plus faibles durant les périodes de correction subséquentes.

De même, Harrison et Kreps (1978) soutiennent que lorsque les anticipations des investisseurs deviennent divergentes, la recherche de plus-value de revente provoque la hausse des prix des actions. Les actions caractérisées par une faible dispersion auront des rentabilités supérieures à celles caractérisées par une forte dispersion.

Contrairement à ces conclusions, de nombreuses autres études théoriques soutiennent que la différence d'opinions devrait être considérée comme une source de risque supplémentaire.

C'est ainsi que dans le cadre du CAPM traditionnel, Williams (1977) introduit l'hétérogénéité des croyances concernant les *payoffs* futurs des actions et met en évidence l'existence d'une relation positive entre rentabilité future et divergence d'opinions. Lorsque les investisseurs ont des opinions subjectives divergentes concernant les *payoffs* futurs des actions, ils exigent des taux de rentabilités élevés pour accepter d'investir. La répercussion sur les prix devrait dépendre du degré de désaccord.

De même, l'étude de Varian (1985) prouve, qu'en général et selon le modèle d'Arrow Debreu, un actif caractérisé par des probabilités subjectives dispersées devrait avoir un prix plus faible et par conséquent, un taux de rentabilité plus élevé qu'un actif caractérisé par des probabilités subjectives moins dispersées. L'auteur explique cela par le fait que les investisseurs pessimistes ont tendance à vendre massivement les actions caractérisées par une forte dispersion entraînant la baisse des prix de ces actions par rapport à leurs vraies valeurs.

L'analyse faite par Strebel (1983) tient compte de l'information contenue dans les prévisions des analystes financiers et de son effet sur le CAPM. Si les analystes font des prévisions divergentes concernant la valeur moyenne de la rentabilité attendue pour chaque action, les investisseurs exigeront une rémunération pour ce risque d'estimation. Plus la dispersion des prévisions des analystes est élevée, plus le risque d'estimation est important entraînant une augmentation des taux de rentabilité exigés.

Dans le même ordre d'idées, Merton (1987) considère la dispersion des prévisions de bénéfices faites par les analystes comme un facteur de risque supplémentaire. Les investisseurs qui ne sont pas assez diversifiés vont réclamer une compensation pour le risque idiosyncratique des actions qu'ils détiennent. Puisque la dispersion des prévisions des analystes semble être un indicateur de la volatilité et de la prévisibilité des bénéfices, les actions caractérisées par une forte dispersion des prévisions devraient présenter une rentabilité ultérieure plus élevée. Outre les facteurs de risque standard, la dispersion des prévisions des analystes est un facteur de risque ayant un pouvoir explicatif important.

L'effet net de la divergence d'opinions sur la rentabilité est donc ambigu. D'un côté, lorsque le nombre d'actions est limité et en présence de contraintes de vente à découvert, la demande des investisseurs optimistes pousse le prix de l'action à la hausse provoquant une baisse du taux de rentabilité par rapport au taux prédit par les modèles standard. De l'autre, l'incertitude signalée par la dispersion des prévisions des analystes suppose que les investisseurs devraient être indemnisés pour le risque d'estimation. Si l'effet de l'hétérogénéité (le premier effet) l'emporte, la rentabilité devrait diminuer avec l'augmentation de la divergence d'opinions. Si le risque d'estimation est plus important, la rentabilité devrait augmenter avec la divergence d'opinions. Pour savoir lesquels de ces effets l'emporte, plusieurs études empiriques ont été réalisées

1.10.2 Littérature empirique

La majorité des études théoriques considèrent le degré de désaccord entre investisseurs comme un facteur de risque, et par conséquent, elles prédisent une relation positive entre divergence d'opinions et rentabilités des actifs. Cependant, certaines études empiriques récentes montrent que les actions caractérisées par une divergence d'opinions élevée présentent, en général, des rentabilités ultérieures plus faibles

Dans l'étude qu'ils réalisent, l'Her et Suret (1995) développent une expression de la relation rendement-risque lorsque les anticipations des agents sont hétérogènes et les ventes à découvert sont restreintes. Ils montrent que les restrictions sur les ventes à découvert induisent un coût d'opportunité qui réduit le taux de rendement anticipé. Ce coût d'opportunité devrait être une fonction positive de la dispersion des anticipations et une fonction négative du niveau de liquidité du titre. Ils testent empiriquement ces hypothèses. Les résultats qu'ils obtiennent montrent une relation linéaire négative entre le rendement des titres et le niveau d'hétérogénéité des anticipations, mesuré par la dispersion des prévisions des analystes financiers. Cette relation est surtout observable pour les titres les moins liquides, qui sont les moins suivis par les analystes financiers. Ces résultats valent pour chaque sous période et résistent à l'introduction de variables de contrôle.

De leur côté, Lee et Swaminathan (2000) confirment la conclusion de Miller (1977) en se basant sur le volume des transactions. Ils montrent que plus le volume des transactions, qui peut être considéré comme un *proxy* de la divergence d'opinions, est élevé, plus les rentabilités futures des actions sont faibles.

De même, Diether, Malloy et Scherbina (DMS, 2002) mettent en évidence l'existence d'une relation négative entre dispersion et rentabilités futures. Ils montrent empiriquement que les actions caractérisées par une forte dispersion des prévisions de BPA faites par les analystes, gagnent des taux de rentabilité significativement plus faibles que les actions similaires en tout autre point. Cet effet est plus prononcé chez les petites sociétés, les sociétés caractérisées par un ratio valeur comptable/valeur de marché élevé et celles ayant un *momentum* faible. Pour les auteurs, la dispersion des prévisions n'est pas un *proxy* du risque mais un *proxy* de la divergence d'opinions concernant l'action. Leurs résultats confirment l'hypothèse de Miller (1977) selon laquelle les prix des actions reflètent l'opinion des optimistes.

Ang et Ciccone (2002) obtiennent des résultats similaires à ceux de DMS (2002) mais qu'ils interprètent différemment. Pour eux la dispersion des prévisions est un indicateur de la transparence de l'entreprise : les firmes opaques, caractérisées par une forte dispersion, devraient avoir des rentabilités plus faibles que les firmes transparentes.

Pour mesurer le degré de désaccord entre investisseurs, Chen, Hong et Stein (2002) se basent sur le taux de possession des fonds commun de placement (*breadth of mutual fund ownership*) et arrivent à la même conclusion que DMS (2002) ; les réductions (resp. augmentations) des taux de détention, qui traduisent un niveau de désaccord élevé (resp. faible), conduisent à des rentabilités futures plus faibles (resp. élevées).

Baik et Park (2003) examinent la relation entre rentabilité des actions et dispersion des prévisions des analystes. Pour ce faire, ils classent les actions en dix portefeuilles selon la dispersion des prévisions des analystes. Ils montrent que les actions du portefeuille à forte dispersion rapportent en moyenne des rentabilités futures plus faibles que les actions du portefeuille à faible dispersion, cette différence de performance étant statistiquement significative. Par ailleurs, la relation négative entre rentabilité et dispersion reste vérifiée même après l'introduction de variables de contrôle relatives à la taille, au ratio valeur comptable/valeur de marché.

Johnson (2004) présente un modèle d'évaluation dans lequel la relation négative entre dispersion et rentabilité des actions peut être expliquée par l'existence d'un risque informationnel (ou incertitude) « non pricé » (*unpriced*). La dispersion traduirait alors le risque non systématique (ou incertitude idiosyncratique) qui a pour effet d'augmenter la valeur de l'option et de diminuer les rentabilités futures espérées. En considérant, l'action d'une firme endettée comme une option sur ses actifs, Johnson (2004) affirme que le prix de l'action devrait augmenter et la rentabilité espérée devrait diminuer avec l'augmentation du risque idiosyncratique de l'actif mesuré par la dispersion. Cet argument est confirmé par Barron, Stanford et Yu (2005).

Par ailleurs, Park (2005) teste empiriquement l'influence de la dispersion des prévisions sur les prix des actions. Il utilise des données chronologiques relatives aux rentabilités de l'indice S&P500 et aux prévisions faites par les analystes concernant cet indice. Les résultats montrent que le prix des actions augmente lorsque la dispersion augmente et qu'il existe une relation négative entre dispersion courante et rentabilités futures de l'action.

Boehme, Danielsen et Sorescu (2006) testent Miller (1977) en tenant compte des deux conditions nécessaires à la surévaluation ; la présence de contraintes de ventes à découvert et

une dispersion élevée des croyances des investisseurs. Les tests qu'ils conduisent suggèrent qu'aucune des deux conditions considérée séparément ne suffit à elle seule à expliquer la surévaluation des titres.

Ainsi plusieurs études empiriques se sont intéressées à l'analyse de l'impact de la divergence des opinions des investisseurs, divergence qui est généralement mesurée par la dispersion des prévisions de bénéfices par action faites par les analystes, sur la rentabilité des actions. Même si la majorité de ces études montrent que les actions caractérisées par une divergence d'opinions élevée présentent des rentabilités ultérieures plus faibles, certaines autres arrivent à la conclusion contraire.

C'est ainsi que Cragg et Malkiel (1982) mettent en évidence l'existence d'une relation positive entre dispersion des prévisions et rentabilités futures. Ils régressent les rentabilités trimestrielles des actions sur la variance des prévisions du taux de croissance à long terme faites par les analystes. Ils trouvent que le coefficient associé à la variance est significativement positif ce qui leur permet de conclure que l'hétérogénéité des croyances peut s'interpréter comme une source de risque supplémentaire.

Par ailleurs, Swidler (1988) s'intéresse au rôle des anticipations hétérogènes dans le CAPM. Il examine l'effet des contraintes de ventes à découvert et l'effet de la dispersion des prévisions des analystes. Ses résultats empiriques soutiennent l'existence d'une relation positive entre le bêta ex post et la divergence d'opinions ce qui suggère que la divergence d'opinions augmente la rentabilité des actions. Si les analystes ont des opinions divergentes concernant les performances futures d'une action, les individus réclameront un taux de rentabilité plus élevé lié au risque d'estimation, toute chose étant égale par ailleurs.

Dans leur étude, Doukas, Kim et Pantzalis (2004) examinent l'impact de la divergence d'opinions entre les investisseurs sur l'évaluation des actifs. Plus précisément, ils testent si la divergence d'opinions peut expliquer les différences de rentabilité qui existent entre les sociétés de croissance (*growth*) et les sociétés de substance (*value*). Les résultats qu'ils obtiennent montrent que les firmes de substance sont caractérisées par une divergence d'opinions plus élevée que les firmes de croissance. Ceci implique que les *cash flow* des firmes de substance sont perçus par les investisseurs comme étant plus incertains et donc plus risqués que les *cash flow* des firmes de croissance. La divergence d'opinions est donc un facteur de risque supplémentaire qui pourrait partiellement expliquer l'anomalie *value-growth*.

Qu, Starks et Yan (2003) développent un modèle qui lie la rentabilité espérée d'une action à la dispersion des prévisions et à la variation de cette dispersion. Ils examinent empiriquement leur modèle et montrent que la dispersion des prévisions des analystes englobe une mesure du risque informationnel notamment pour les entreprises de petite taille et de substance (*value*).

Anderson, Ghysels et Juergens (2005) montrent que les facteurs construits à partir de la divergence des analystes concernant les bénéfices futurs sont des facteurs de risque affectant aussi bien les rentabilités espérées que la volatilité. Ils montrent l'existence d'une relation positive et significative entre dispersion, rentabilité et volatilité.

L'étude de Doukas, Kim et Pantzallis (2006) montre que la divergence d'opinions entre investisseurs a un impact important et significatif sur les prix des actions. Cependant, le sens de cet effet dépend de la nature des anticipations des bénéfices : anticipations optimistes ou anticipations pessimistes. Lorsque les prévisions de bénéfices des analystes sont optimistes, la relation entre rentabilité et divergence d'opinions est positive. Lorsque les prévisions de bénéfices des analystes sont pessimistes, la relation entre rentabilité et divergence d'opinions est négative. Leurs résultats suggèrent que les investisseurs ont tendance à investir dans les actions à faible dispersion lorsque les anticipations de bénéfices sont optimistes (gagnants certains) et à éviter les actions à faible dispersion lorsque les anticipations de bénéfices sont pessimistes (perdants certains). La surévaluation se produit lorsque la divergence d'opinions est faible et les prédictions de bénéfices des analystes sont optimistes. Lorsque les prévisions des analystes sont pessimistes, la faible divergence d'opinions inverse le modèle d'évaluation.

1.10.3 Mesure de la dispersion d'opinions

La divergence d'opinions concernant un titre donné est théoriquement mesurée par la dispersion des prévisions de rentabilité faites par les investisseurs concernant ce titre. Cependant, dans la pratique, ces données ne sont pas observables. D'où la nécessité de trouver une autre mesure traduisant les anticipations hétérogènes des agents.

La dispersion des prévisions de bénéfice par action (BPA) faites par les analystes financiers est communément utilisée comme *proxy* de la dispersion des croyances liées à la rentabilité future d'un titre. La question qui se pose est : comment mesurer cette dispersion ?

Dans Ang et Ciccone (2002) et Anderson, Ghysels et Juergens (2005) la dispersion des prévisions de bénéfices faites par les analystes est égale à l'écart type des prévisions individuelles. L'utilisation d'une mesure absolue peut induire certains biais : les firmes caractérisées par des valeurs absolues de bénéfices élevées peuvent présenter une dispersion plus forte que les autres. C'est pour cette raison, que la plupart des études normalisent l'écart type par un certain facteur.

Pour Swidler (1988) la divergence d'opinions est égale à l'écart type des prévisions de BPA faites par les analystes divisé par la prévision moyenne. Ce ratio, appelé coefficient de variation, constitue un indice unitaire indépendant du taux d'inflation

Diether, Malloy et Scherbina (2002) utilisent la dispersion des prévisions de bénéfice faites par les analystes comme *proxy* de la différence d'opinions entre les investisseurs. Ils définissent la dispersion comme étant égal à l'écart type des prévisions divisé par la valeur absolue de la prévision moyenne. Doukas, Kim et Pantzalis (2006) et Boehme, Danielsen, and Sorescu (2006) utilisent la même mesure. La dispersion des prévisions définie de cette manière présente des caractéristiques statistiques non désirables. En effet, en se basant sur cette définition certaines données valides sont sacrifiées (exclusion des observations ayant une prévision moyenne égale à zéro) alors que les observations proches de zéro se trouvent gonflées de façon artificielle. C'est pour cela que d'autres déflateurs ont été proposés tels que le cours de l'action (Qu, Starks, et Yan (2003)) ou le bénéfice réalisé (Park (2005)) .

Doukas, Kim et Pantzalis (2004) Johnson (2004) et Erturk (2006) divisent l'écart type des prévisions des analystes par différents déflateurs: la valeur absolue de la prévision moyenne, la valeur comptable de l'action, le cours de l'action, les ventes, la valeur absolue de la prévision médiane. Ils concluent que les différentes spécifications n'affectent pas les résultats de façon significative.

1.11 Méthodologie de recherche

Dans cette section nous spécifions le modèle à tester et les variables utilisées avant de décrire les échantillons retenus et de présenter les données.

1.11.1 Spécification du modèle

L'objectif de la présente étude est de tester le CCAPM avec croyances hétérogènes tel qu'il a été présenté par Jouini et Napp (2007) en utilisant des données de marché.

Rappelons que la formule du CCAPM avec croyances hétérogènes est donnée par la formule du CCAPM dans une économie où tous les investisseurs partageraient la même croyance diminuée d'un terme égal à la moyenne pondérée par la tolérance au risque des degrés d'optimisme ou pessimisme des agents

$$CCAPM_{Hétérogénéité} = CCAPM_{standard} - \sum_i^I \theta_i \delta_i^j \sigma^j \quad (3.1)$$

Avec

θ_i la tolérance au risque de l'agent i

δ_i^j le degré d'optimisme /pessimisme relatif de l'agent i concernant l'actif j

σ^j la volatilité de l'actif j .

Pour tester cette relation, nous supposons l'existence de n actifs risqués sur le marché indicés par j ; $j = 1 \dots n$. Chaque actif j est caractérisé par une rentabilité observée μ^j et une volatilité σ^j .

Hypothèse 1. Pour pouvoir tester l'équation (3.1) et puisque nous ne disposons pas de données relatives aux prévisions de rentabilité, nous supposons que la prévision de rentabilité de l'agent i concernant l'actif j (μ_i^j) est égale à la rentabilité observée de l'actif j (μ^j) plus un terme égal au produit de deux facteurs, un facteur qui est propre à l'individu i (α_i) et un facteur qui dépend de l'actif (β^j).

$$\mu_i^j = \mu^j + \alpha_i \beta^j \sigma^j \quad (3.2)$$

Le degré d'optimisme/pessimisme (OP) de l'agent i concernant l'actif j (δ_i^j) est mesuré par l'écart entre la prévision de rendement faite par l'agent i (μ_i^j) et le rendement observé (μ^j)

$$\delta_i^j = \frac{\mu_i^j - \mu^j}{\sigma^j} \quad (3.3)$$

Ainsi, l'individu est dit pessimiste (resp. optimiste) si ses prévisions de rendement sont, en moyenne, inférieures (resp. supérieures) aux rendements qui sont objectivement observés.

L'hypothèse 1 suppose donc que le degré d'OP relatif d'un agent par rapport à un actif est le résultat de deux effets ; un effet dû à l'agent i et un effet dû à l'actif j .

$$\underbrace{\frac{\mu_i^j - \mu^j}{\sigma^j}}_{\substack{\text{OP ds l'agent } i \\ \text{concernant l'actif } j}} = \underbrace{\alpha_j}_{\substack{\text{effet dû à} \\ \text{l'agent } i}} \underbrace{\beta^j}_{\substack{\text{effet dû} \\ \text{à l'actif } j}} \quad (3.4)$$

Cette hypothèse simplificatrice est assez forte puisqu'elle suppose qu'un agent qui est optimiste sur un actif sera optimiste sur tous les actifs, cependant, il peut être plus optimiste sur certains et moins optimistes sur d'autres.

En tenant compte de cette l'hypothèse, nous pouvons écrire la relation (3.1) autrement

$$CCAPM_{\text{Hétérogénéité}} = CCAPM_{\text{standard}} - \sum_i^I \theta_i \alpha_i \beta^j \sigma^j \quad (3.5)$$

Notons par K la moyenne pondérée par les tolérances au risque des α_i individuels ; $K = \sum_i^I \theta_i \alpha_i$.

K est identique pour tous les actifs, d'où :

$$CCAPM_{\text{Hétérogénéité}} = CCAPM_{\text{Homogénéité}} - K \beta^j \sigma^j \quad (3.6)$$

Il ne nous reste plus qu'à déterminer l'effet dû à l'actif (β^j).

Puisque nous avons supposé que $\mu_i^j = \mu^j + \alpha_i \beta^j \sigma^j$, le calcul de la dispersion des croyances qui n'est autre que la variance sur les agents des prévisions individuelles de rentabilité nous permet de déduire l'expression du β^j .

$$Var_i(\mu_i^j) = \beta^{j^2} \sigma^{j^2} Var_i(\alpha_i) \quad (3.7)$$

D'où

$$\beta^j = \frac{\sqrt{Var_i(\mu_i^j)}}{\sigma^j \sqrt{Var_i(\alpha_i)}} \quad (3.8)$$

En remplaçant β^j par son expression (3.8) dans l'équation (3.6), nous obtenons la relation suivante :

$$CCAPM_{\text{Hétérogénéité}} = CCAPM_{\text{standard}} - K \frac{\sqrt{Var_i(\mu_i^j)}}{\sqrt{Var_i(\alpha_i)}} \quad (3.9)$$

Soit $k = \frac{K}{\sqrt{Var_i(\alpha_i)}}$

Nous obtenons $CCAPM_{\text{Hétérogénéité}} = CCAPM_{\text{standard}} - k \sqrt{Var_i(\mu_i^j)}$ (3.10)

La divergence d'opinions concernant un titre donné est théoriquement mesurée par la dispersion des prévisions de rentabilité faites par les investisseurs concernant ce titre. Cependant, dans la pratique, ces données n'existent pas. D'où la nécessité de trouver une

autre mesure traduisant les anticipations hétérogènes des agents. La dispersion des prévisions de bénéfice faites par les analystes et communément utilisée comme *proxy* de la divergence d'opinions entre les investisseurs

Hypothèse 2. Nous supposons que les individus translatent l'incertitude concernant les bénéfices vers l'incertitude concernant les rentabilités de façon (à peu près) proportionnelle.

Ainsi, l'optimisme/pessimisme des analystes concernant les prévisions de BPA (b_i^j) se répercute de la même façon sur leurs prévisions de rendement (μ_i^j) avec un certain coefficient multiplicatif λ .

Si $\mu_i^j = \lambda b_i^j$ alors $Var_i(\mu_i^j) = \lambda^2 Var_i(b_i^j)$ d'où

$$CCAPM_{Hétérogénéité} = CCAPM_{standard} - k\lambda \sqrt{Var_i(b_i^j)} \quad (3.11)$$

Soit $l = k\lambda$, la relation à tester est donc la suivante :

$$CCAPM_{Hétérogénéité} = CCAPM_{standard} - l \sqrt{Var_i(b_i^j)} \quad (3.12)$$

1.11.2 Présentation du CCAPM standard (sous l'hypothèse de croyances homogènes)

Dans cette section nous présentons la formulation du CCAPM sur laquelle nous nous basons pour tester la relation (3.12). Cette formulation a été présentée par Mankiw et Shapiro (1986). Les auteurs considèrent le problème d'optimisation auquel se trouve confronté le consommateur représentatif. A chacune des périodes, il fait un choix entre le niveau actuel de la consommation et le montant qu'il alloue dans son portefeuille en tant qu'actifs divers. Son objectif est de maximiser la fonction d'utilité suivante :

$$E_t \sum_{s=0}^{\infty} (1 + \rho)^{-s} U(C_{t+s}) \quad (3.13)$$

Avec :

E_t l'espérance conditionnelle à l'information disponible à la date t

ρ le taux de préférence subjective pour le temps

C_{t+s} la consommation à la date $t+s$

U fonction d'utilité strictement croissante et concave.

La condition de premier ordre implique la relation suivante

$$E_t\left[\frac{(1 + R_{jt})}{(1 + \rho)}\left(\frac{U'(C_{t+1})}{U'(C_t)}\right)\right] = 1 \quad (3.14)$$

R_{jt} étant la rentabilité de l'actif j à la date t .

Soit $S_t = \frac{U'(C_{t+1})}{U'(C_t)(1 + \rho)}$ le taux marginal de substitution, il est alors possible d'écrire :

$$E_t[(1 + R_{jt})S_t] = 1 \quad (3.15)$$

D'après la loi des projections itérées, l'équation (3.14) reste valable avec l'opérateur d'espérance inconditionnelle, d'où :

$$E[1 + R_{jt}] = [ES_t]^{-1} (1 - cov(R_{jt}, S_t)) \quad (3.16)$$

Mankiw et Shapiro (1986) supposent que la fonction d'utilité du consommateur est caractérisée par une aversion relative au risque constante, $U(C) = C^{1-A}/1 - A$ où A représente la mesure d'aversion relative au risque d'Arrow-Pratt.

Ils affirment qu'avec cette fonction d'utilité, il est possible d'approximer la covariance dans (3.16) par l'expression suivante :

$$cov(R_{jt}, S_t) \cong [-A/(1 + \rho)]cov(R_{jt}, C_{t+1}/C_t) \quad (3.17)$$

Cette approximation est exacte en temps continu et lorsque la consommation et les prix des actions suivent des processus de diffusion. Elle est aussi exacte sur des intervalles trimestriels puisque sur ces intervalles là C_{t+1}/C_t est fortement corrélé à $(C_{t+1}/C_t)^{-A}$.

En combinant la relation (3.16) à l'approximation (3.17), il est possible d'écrire l'équation suivante :

$$R_{jt} = a_0 + a_1\beta_{ct}^j + u_t \quad (3.18)$$

Avec

$$a_0 = [ES_t]^{-1} - 1$$

$$a_1 = Acov(R_{Mt}, C_{t+1}/C_t) / [(1 + \rho)ES_t]$$

$$\beta_{ct}^j = cov(R_{jt}, C_{t+1}/C_t) / cov(R_{Mt}, C_{t+1}/C_t)$$

Tout comme le CAPM traditionnel, le CCAPM rattache la rentabilité d'un actif j à son risque systématique β_c . Le risque systématique est mesuré par la covariance de la rentabilité avec le taux de croissance de la consommation C_{t+1}/C_t . Les bêtas de la consommation sont normalisés pour que le bêta de la consommation du portefeuille de marché soit égal à 1.

Mankiw et Shapiro (1986) interprètent a_0 et a_1 comme étant respectivement le taux de rentabilité sans risque et la prime de risque du marché.

En effet, pour un actif qui gagne une rentabilité sans risque constante, le β_c est égal à zéro. Par conséquent, l'équation (3.18) implique que l'actif sans risque gagne une rentabilité égale à la constante α_0 . (Si l'actif sans risque n'existe pas, α_0 est interprété comme étant la rentabilité espérée inconditionnelle de l'actif zéro-bêta).

Puisque la constante est égale à la rentabilité sans risque réelle (R_F) et du moment que la mesure du risque systématique a été normalisée pour avoir un bêta de la consommation de l'indice de marché égal à un, le CCAPM implique que le coefficient associé au bêta est égal à l'écart entre la rentabilité du marché et la rentabilité sans risque ($E(R_M) - R_F$).

1.11.3 Définition et mesure des variables du modèle

L'objectif de cette étude est de tester le CCAPM lorsque les croyances sont hétérogènes selon la relation théorique espérée suivante :

$$E(R_{j,t}) - R_{f,t} = \gamma_0 + \gamma_1 \beta_{c,t}^j + \gamma_2 \sqrt{\text{Var}_i(b_i^j)} \quad (3.19)$$

Le modèle économétrique utilisé pour tester cette relation est basé sur une formulation *ex post* de la relation (3.19)

$$R_{j,t} - R_{f,t} = \gamma_0 + \gamma_1 \beta_{c,t}^j + \gamma_2 \sqrt{\text{Var}_i(b_i^j)} + \varepsilon_{j,t} \quad (3.20)$$

Nous nous attendons à ce que γ_0 soit égal à zéro et à ce que γ_1 soit significativement positif et proche de la prime de risque du marché. Cependant, nous n'avons pas d'a priori sur le signe de γ_2 . Si γ_2 est de signe positif cela signifierait que la dispersion des croyances conduit à une augmentation de la rentabilité en excès des titres ce qui pourrait apporter une explication possible à l'énigme de la prime de risque. Dans le cas contraire, cela signifierait que les actifs sur lesquels il y a plus de divergence d'opinions ont des primes de risque plus faible que les autres.

D'après Jouini et Napp (2007) la prime de risque en situation de croyances hétérogènes est supérieure à la prime de risque en situation standard si et seulement si la probabilité de consensus est pessimiste $\delta_M = \sum_i \theta_i \delta_i^j < 0$. Si c'est le cas, γ_2 devrait être de signe positif.

1.11.3.1 Le β de la consommation

Mankiw et Shapiro (1986) définissent le β de la consommation d'un actif comme étant la covariance de la rentabilité de cet actif avec le taux de croissance de la consommation. Ils le normalisent pour avoir un β de la consommation du marché égal à un.

$$\beta_c^j = \frac{\text{cov}(R_{jt}, C_{t+1}/C_t)}{\text{cov}(R_{Mt}, C_{t+1}/C_t)} \quad (3.21)$$

Avec :

R_{jt} : la rentabilité réelle de l'actif j à la date t

R_{Mt} : la rentabilité réelle du portefeuille de marché à la date t

C_t : la consommation réelle par tête relative à la période t

C_{t+1}/C_t : la croissance de la consommation entre t et $t+1$

Pour calculer les covariances entre le taux de croissance de la consommation et les rentabilités des actifs, nous suivons la convention et utilisons les données de consommation trimestrielles puisqu'elles contiennent moins d'erreurs de mesure que les données de consommation mensuelles⁶.

En effet, dans la pratique, nous ne sommes pas en mesure d'observer la consommation à une date donnée, nous observons la consommation moyenne sur un intervalle de temps. Ainsi, nous utilisons la consommation mesurée durant le premier mois du trimestre pour approximer le flux de consommation relatif au premier jour du trimestre. Comme Mankiw et Shapiro (1986) le soulignent, puisque nous examinons des données trimestrielles, cette approximation est probablement exacte. Le taux de croissance de la consommation entre Janvier (moyenne) et Avril (moyenne) est fortement corrélé avec le taux de croissance de la consommation entre le 1^{er} Janvier et le 1^{er} Avril. Cependant, ce problème d'agrégation temporelle devient plus sévère si nous examinons des données mensuelles.

La mesure de la consommation est définie comme étant égale à la dépense de consommation (DC) réelle par tête en biens non durables et services durant le premier mois de chaque trimestre.

La dépense de consommation nominale est égale à la somme des dépenses nominales en biens non durables et services. La dépense de consommation réelle est égale à la somme des dépenses réelles en biens non durables et services. La dépense réelle est obtenue en divisant la

⁶ Afin de minimiser l'effet des erreurs de mesure contenues dans les données de consommation, Ferson et Constantinides (1991), Brainard, Nelson et Shapiro (1991) et Heaton (1995) préconisent l'utilisation des rentabilités sur longue période pour étudier la relation entre risque de consommation et rentabilités espérées.

dépense nominale par l'indice des prix relatif à cette dépense. La consommation réelle par tête est égale à la dépense de consommation réelle globale divisée par la population.

$$C_t = \frac{1}{N_t} \left[\frac{DC_{ND,t}}{IP_{ND,t}} + \frac{DC_{S,t}}{IP_{S,t}} \right] \quad (3.22)$$

Avec :

$DC_{ND,t}$: les dépenses de consommation en biens non durables durant le premier mois du trimestre t

$DC_{S,t}$: les dépenses de consommation en services durant le premier mois du trimestre t

$IP_{ND,t}$: l'indice des prix pour les dépenses de consommation en biens non durables au premier mois du trimestre t

$IP_{S,t}$: l'indice des prix pour les dépenses de consommation en services au premier mois du trimestre t

N_t : la population au premier mois du trimestre t

La rentabilité trimestrielle réelle de l'actif j au trimestre t est calculée entre le début d'un trimestre et le début du trimestre qui suit et est corrigée du taux d'inflation. Elle est donnée par la formule suivante :

$$R_{jt} = \frac{P_{j,t+1} - P_{j,t}}{P_{j,t}} - I_t \quad (3.23)$$

Avec

$P_{j,t}$: le cours (corrigé des opérations de capital) du titre j à la date t

I_t : le taux d'inflation égal à $I_t = \frac{IP_{t+1} - IP_t}{IP_t}$ avec $IP_t = \frac{IP_{ND,t}DC_{ND,t} + IP_{S,t}DC_{S,t}}{DC_{ND,t} + DC_{S,t}}$

L'indice des prix (IP) étant égal à la moyenne des indices de prix des biens non durables et service pondérée par les dépenses de consommation (DC) relatives à chaque catégorie de dépenses

1.11.3.2 La dispersion des prévisions

Pour capturer la divergence d'opinions des investisseurs concernant les perspectives futures des entreprises cotées nous nous basons sur la dispersion des prévisions de BPA trimestriels faites par les analystes financiers.

Les prévisions de BPA sont fournies par les analystes à la fin de chaque mois pour le trimestre en cours. La dispersion des prévisions d'un titre donné au mois t est égale à l'écart type des prévisions faites par les analystes durant ce mois concernant le bénéfice du trimestre fiscal en cours.

Nous n'avons pas besoin de calculer cette variable, celle-ci est fournie par I/B/E/S⁷. Chaque mois, et pour chacune des sociétés suivies, I/B/E/S calcule les statistiques de consensus (nombre total de prévisions, la prévision moyenne, l'écart type des prévisions) des prévisions des analystes faites durant le mois en question. Ces statistiques sont calculées le troisième jeudi de chaque mois.

Au lieu de nous intéresser aux prévisions des BPA trimestriels, nous aurions pu retenir les prévisions du BPA annuel de l'année fiscale en cours puisque ce sont les prévisions les plus disponibles. Ce faisant, nous aurions peut être introduit un certain biais dans notre analyse. En effet, les prévisions de BPA annuel pour chaque exercice sont construites mois par mois dès le premier mois de l'exercice. En conséquence, l'horizon de prévision devient plus court au fur et à mesure que l'année progresse. Le fait que l'horizon de prévision ne soit pas constant et soit périodique peut induire des effets de saisonnalité.

1.11.3.3 La variable expliquée : rentabilité mensuelle ou trimestrielle ?

La régression que nous entendons effectuer est la suivante :

$$R_{j,t} - R_{f,t} = \gamma_0 + \gamma_1 \beta_{c,t}^j + \gamma_2 Disp_{j,t} + \varepsilon_{j,t} \quad (3.24)$$

Le problème qui se pose ici est de savoir quel intervalle choisir pour calculer les rentabilités à régresser. Faut-il régresser les rentabilités en excès trimestrielles ou les rentabilités en excès mensuelles ?

⁷ La définition de l'écart type extraite du glossaire d'I/B/E/S est la suivante : *The standard deviation is the statistical measure of dispersion of estimates for the fiscal period indicated. The standard deviation is the average variance from the mean expressed in local currency.*

The Standard Deviation is calculated as follows:

$$\text{Standard Deviation} = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2}{n - 1}}$$

Where

x = individual analysts's estimates

\bar{x} = mean forecast

n = number of estimates

Les β_c sont calculés selon la technique de la fenêtre roulante en utilisant 5 ans de données trimestrielles. La rentabilité trimestrielle réelle est calculée entre le début d'un trimestre et le début du trimestre qui suit. Le taux de croissance de la consommation relatif à un trimestre est égal à la consommation du premier mois du trimestre qui suit divisé par la consommation du premier mois du trimestre en question.

En prenant en compte ces deux considérations, nous aurons des β_c qui varient d'un trimestre à l'autre mais qui restent constants sur les trois mois d'un même trimestre.

Or la dispersion des prévisions fournie par I/B/E/S est calculée sur la base d'une fréquence mensuelle. La dispersion des prévisions des analystes calculée au mois t est une mesure qui caractérise la divergence d'opinions des investisseurs durant ce mois.

Il semble donc plus approprié d'utiliser la rentabilité mensuelle en excès du taux sans risque comme variable expliquée.

Pour éviter d'avoir une variable explicative (β_c) constante sur les trois mois d'un même trimestre alors que l'autre variable explicative (*Disp*) varie d'un mois à l'autre, nous pouvons calculer le β_c de la façon suivante : le β_c du 1^{er} (resp. 2^{ème}, 3^{ème}) mois de chaque trimestre est calculé en utilisant les données trimestrielles de rentabilité et de consommation relatives aux 5 années qui précèdent la date de calcul en question ; ces données sont calculées entre le 1^{er} (resp. 2^{ème}, 3^{ème}) mois de chaque trimestre et le 1^{er} (resp. 2^{ème}, 3^{ème}) mois du trimestre qui suit. Cette méthode nous permet d'avoir des bêtas de la consommation qui varient d'un mois à l'autre.

Notons par β_{cf} le β de la consommation qui reste constant sur un même trimestre, et par β_{cv} le β de la consommation qui varie d'un mois à l'autre.

1.11.4 Données et sélection des échantillons

La mesure de la consommation que nous utilisons est la dépense de consommation réelle par tête en biens non durables et services. Pour la calculer, nous utilisons les données provenant du Département de Commerce américain (*Bureau of Economic Analysis - BEA*), des comptes nationaux américains (*National Income and Products Accounts - NIPAs*⁸)

Les dépenses de la consommation nominale en biens non durables et services proviennent de la table 2.8.5 du NIPA. Les estimations de la population sont tirées de la table 2.6 du NIPA

⁸ Source: Bureau of Economic Analysis (<http://www.bea.gov>)

(population en milieu de période) et les indices des prix nécessaires pour calculer les taux d'inflation sont extraits de la table 2.8.4 du NIPA.

Les données de cours utilisées sont extraites de la base de données Datastream⁹. Le portefeuille de marché retenu est l'indice S&P500. Le taux sans risque est donné par le rendement des bons du Trésor Américain à un mois.

Les données relatives à la dispersion des prévisions de bénéfice par action faites par les analystes sont extraites à partir de la base I/B/E/S (*Institutional Brokers Estimate System*). Pour les entreprises américaines, cette base recueille, chaque semaine, auprès des analystes des firmes de courtage et de gestion financière, les prévisions de bénéfices annuels pour des horizons d'un à quatre ans, les prévisions de bénéfices trimestriels et semi-annuels ainsi que le taux de croissance à long terme des bénéfices.

En plus des données individuelles, I/B/E/S fournit des données agrégées relatives au consensus des analystes. Chaque mois et pour chacune des firmes suivies, I/B/E/S calcule les statistiques agrégées des prévisions de bénéfices, telles que le nombre de prévisions, la prévision moyenne et l'écart type de la distribution des prévisions. Ces statistiques sont calculées à partir des prévisions individuelles de bénéfices le troisième jeudi de chaque mois et sont disponibles dans le fichier Summary History d'I/B/E/S.

Nous n'avons donc pas besoin de calculer l'écart type de la distribution des prévisions de bénéfices faites par les analystes autour du consensus. Nous utilisons directement les écart-types fournis par I/B/E/S.

Pour effectuer notre étude, nous retenons deux échantillons.

Dans le premier échantillon, nous incluons toutes les firmes américaines répertoriées dans la base I/B/E/S entre 1990 et 2004 (le fichier auquel nous avons accès s'arrête à l'année 2004), pour lesquelles il existe des prévisions de BPA trimestriel pour un horizon d'un trimestre et qui ont été suivies par au moins 3 analystes. L'application de ces critères nous donne un échantillon initial de 10984 firmes. A partir de ce premier échantillon, nous éliminons toutes les firmes ayant moins de 60 observations mensuelles fiables sur la totalité de la période (180 mois entre janvier 1990 et décembre 2004) et pour lesquelles nous ne disposons pas de données sur Datastream. Par observation fiable, nous entendons une

⁹ La définition du cours (*adjusted price*) extraite de la base de données Datastream est la suivante : The current price is the latest price available to Datastream from the appropriate market in primary units of currency .The 'current' prices taken at the close of market are stored each day. These stored prices are adjusted for subsequent capital actions.Prices are generally based on 'last trade' or an official price fixing.

dispersion calculée avec au moins 3 prévisions faites par 3 analystes différents. Nous obtenons alors un échantillon *E1* constitué de 1753 actions.

Dans le deuxième échantillon, nous incluons toutes les firmes américaines répertoriées dans la base I/B/E/S entre 1995 et 2004 pour lesquelles il existe des prévisions de BPA trimestriel pour un horizon d'un trimestre et qui ont été suivies par au moins 3 analystes. L'application de ces critères nous donne un échantillon initial de 9935 firmes. A partir de cet échantillon, nous éliminons toutes les firmes ayant moins de 40 observations mensuelles fiables sur la totalité de la période (120 mois entre janvier 1995 et décembre 2004) et pour lesquelles nous ne disposons pas de données sur Datastream. Nous obtenons un échantillon *E2* constitué de 2088 firmes.

Vu les critères de sélection qui dépendent fortement de la disponibilité des données, les deux échantillons ne sont pas cylindrés. En d'autres termes, le nombre de titres considérés varie chaque mois (voir figures 3.1 et 3.2). Son évolution est croissante. Elle exprime, bien évidemment le développement du marché, mais aussi un plus grand suivi des titres par les analystes. Par ailleurs, dans le cas où un titre est suivi par moins de 3 analystes, il est éliminé de l'échantillon pour le mois en question. Ce traitement peut donc engendrer une rupture de série pour un même titre.

Figure 3.2. Evolution de la taille de E1

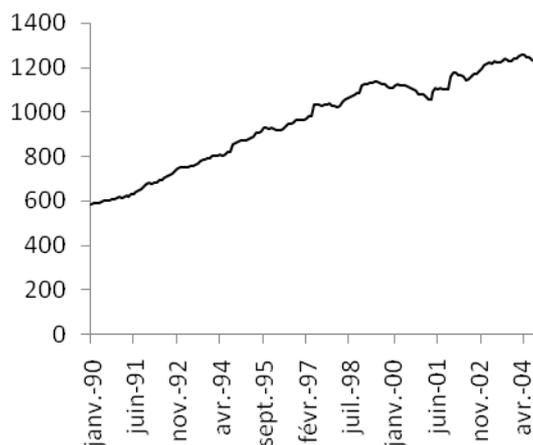
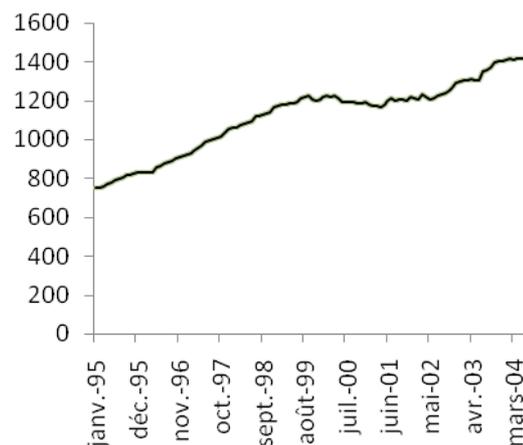


Figure 3.3. Evolution de la taille de E2



Il est important de noter que les données d'I/B/E/S sont systématiquement corrigées des variations du nombre des titres des sociétés : les prévisions de BPA des exercices passés sont relatives au nombre de titres actuel (le dernier référencé dans la base). Par ailleurs, après avoir divisé les prévisions historiques par le facteur d'ajustement, I/B/E/S arrondit la valeur obtenue à la deuxième décimale. Diether, Malloy et Scherbina (2002) furent les premiers à

signaler l'existence d'un biais dû à cet arrondissement. En effet, à cause de ce dernier, la dispersion des prévisions (calculée à partir des données ajustées) est réduite de façon artificielle. Calculer la dispersion des prévisions à partir des données historiques, obtenues en multipliant les prévisions actuelles par les facteurs d'ajustement, ne résout pas le problème puisque le biais provient de l'arrondissement qui suit l'ajustement et non pas de l'ajustement seul¹⁰.

Pour éviter réellement ce biais, il faudrait utiliser les données de prévisions brutes telles qu'elles ont été formulées par les analystes¹¹.

Malheureusement, nous n'avons pas accès à ces données. C'est pour cette raison que nous continuons notre analyse en utilisant les données ajustées. Cependant, pour chacun des deux échantillons que nous avons sélectionnés, nous nous intéressons au sous-échantillon constitué des firmes qui n'ont pas subi d'ajustement, c'est-à-dire, dont le nombre de titres est resté constant sur la période d'étude retenue.

Sur les 1753 firmes de *E1*, 635 firmes n'ont pas subi d'ajustement entre 1990 et 2004. Ces firmes constituent le sous-échantillon *SE1* (voir figure 3.3).

Sur les 2088 firmes de *E2*, 809 firmes n'ont pas subi d'ajustement entre 1995 et 2004. Ces firmes constituent le sous-échantillon *SE2* (voir figure 3.4).

Figure 3.4. Evolution de la taille de SE1

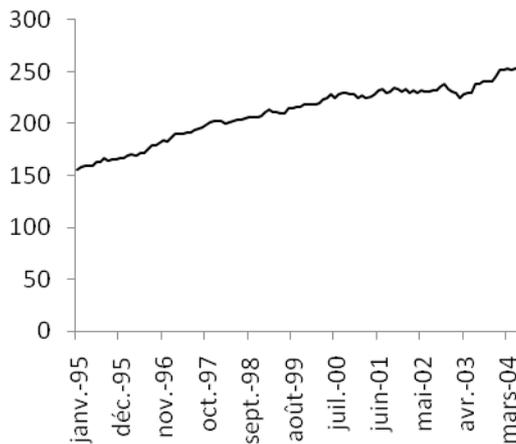
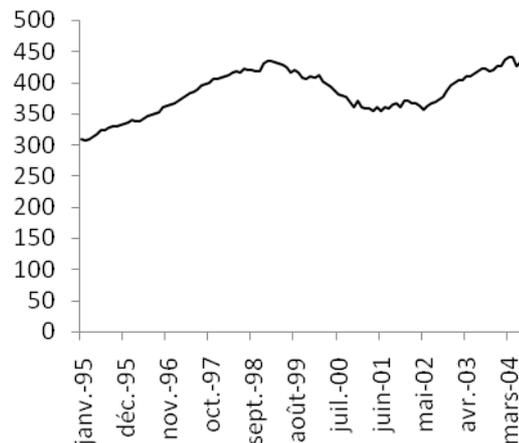


Figure 3.5. Evolution de la taille de SE2



¹⁰ Diether, Malloy et Scherbina (2002) donnent l'exemple suivant: "For a stock that has split 10-fold, actual earnings per share estimates of 10 cents and 14 cents would be reported as 1 cent per share each. I/B/E/S would then include an adjustment factor of 10 in the Adjustment File, so that the "unadjusted" earnings per share estimates would be 10 cent each, rather than the correct values of 10 cents and 14 cents, respectively. The observed variance of analysts' forecasts would then be zero, when in fact it is positive."

¹¹ Diether, Malloy et Scherbina (2002), Scherbina (2005), Barron, Stanford et Yu (2005), Erturk (2006), Boehme, Danielsen et Sorescu (2006) utilisent les données du fichier unadjusted US Summary History.

La table 3.1 regroupe quelques statistiques descriptives de la dispersion ainsi que des autres variables calculées pour les différents échantillons considérés.

Table 3.1. Statistiques descriptives de la dispersion et des autres variables

Cette table présente le nombre d'observations, la moyenne, l'écart-type, le 1^{er} quartile, la médiane et le 3^{ème} quartile des variables suivantes : le nombre d'analystes émettant une prévision (*Analystes*), la dispersion des prévisions faites par les analystes (*Disp*), la rentabilité mensuelle en excès du taux sans risque ($R_t - R_f$), le bêta de la consommation qui varie d'un mois à un autre (β_{cv}), le bêta de la consommation constant sur le trimestre (β_{cf}) et le bêta du marché (β_m). Ces statistiques sont calculées à partir des observations mensuelles de chaque échantillon.

	Obs	Moyenne	Ecart type	Q1	Médiane	Q3
Echantillon E1 (1990-2004)						
<i>Analystes</i>	170463	9.699	5.652	5	8	12
<i>Disp</i>	170463	0.098	0.981	0.010	0.010	0.030
$R_t - R_f$	170463	0.011	0.127	-0.053	0.007	0.069
β_{cv}	170463	0.844	8.343	-0.302	0.740	2.088
β_{cf}	169692	1.155	11.307	-0.074	0.788	2.022
β_m	170463	1.075	0.827	0.669	1.011	1.370
Echantillon E2 (1995-2004)						
<i>Analystes</i>	135100	9.876	5.844	5	8	13
<i>Disp</i>	135100	0.117	1.237	0.010	0.010	0.030
$R_t - R_f$	135100	0.012	0.139	-0.057	0.008	0.075
β_{cv}	135100	0.950	7.365	-0.444	0.609	1.974
β_{cf}	134289	1.536	12.819	-0.120	0.689	1.892
β_m	135100	1.051	0.683	0.612	0.947	1.369
Sous-échantillon SE1 (1990-2004)						
<i>Analystes</i>	33911	8.338	4.299	5	7	10
<i>Disp</i>	33911	0.076	0.424	0.020	0.030	0.070
$R_t - R_f$	33911	0.008	0.127	-0.059	0.003	0.067
β_{cv}	33911	0.896	6.328	-0.338	0.750	2.169
β_{cf}	33699	1.062	11.162	-0.185	0.773	2.009
β_m	33911	1.024	0.600	0.646	0.990	1.338
Sous-échantillon SE2 (1995-2004)						
<i>Analystes</i>	40839	8.243	4.411	5	7	10
<i>Disp</i>	40839	0.077	0.588	0.010	0.030	0.050
$R_t - R_f$	40839	0.009	0.137	-0.061	0.005	0.071
β_{cv}	40839	0.483	8.608	-0.617	0.483	1.809
β_{cf}	40533	0.848	13.804	-0.259	0.574	1.701
β_m	40839	0.940	0.640	0.541	0.870	1.248

1.12 Résultats

1.12.1 Analyse de portefeuilles

Dans cette partie, nous regroupons les titres de chacun des échantillons en portefeuilles en nous basant sur le critère de la dispersion des prévisions. La dispersion est définie comme étant égale à l'écart type des prévisions de BPA individuelles.

Chaque mois sur la période qui s'étend de janvier 1990 à décembre 2004 (pour *E1* et *SE1*) et de janvier 1995 à décembre 2004 (pour *E2* et *SE2*), nous classons les titres de chacun des échantillons en 5 quintiles suivant la dispersion du mois qui précède. Après regroupement des titres en portefeuilles, nous calculons la rentabilité mensuelle du portefeuille comme étant égale à la moyenne équiponderée des rentabilités mensuelles des titres formant le portefeuille.

Les résultats obtenus sont résumés dans les tables 3.2.a, 3.2.b, 3.2.c et 3.2.d. Ces résultats montrent l'existence d'une relation négative significative entre la rentabilité moyenne et la dispersion des prévisions. En effet, la rentabilité mensuelle des actions dans le quintile de dispersion le plus faible (D1) est, en moyenne, plus élevée que celle des actions dans le quintile de dispersion le plus élevé (D5).

Les rentabilités de la stratégie D1-D5 sont positives et statistiquement significatives au seuil de 5%. Ceci signifie que la différence de rentabilité entre le portefeuille de dispersion plus faible et le portefeuille de dispersion plus élevée est statistiquement significative. Nos résultats sont compatibles avec ceux de DMS (2002).

Table 3.2.a. Rentabilité mensuelle moyenne des portefeuilles de l'échantillon E1

Chaque mois entre janvier 1990 et décembre 2004, les actions de l'échantillon E1 sont réparties sur 5 groupes selon la dispersion des prévisions des analystes du mois précédent. La dispersion est définie comme étant l'écart type des prévisions de BPA faites par les analystes pour l'année fiscale en cours. Les actions sont détenues un mois. La rentabilité du portefeuille est égale à la moyenne équipondérée des rentabilités mensuelles des titres.

Quintiles de dispersion	Rentabilité mensuelle réelle moyenne	Dispersion moyenne
D1 (faible)	0.021	0.000
D2	0.013	0.010
D3	0.011	0.020
D4	0.010	0.046
D5(élevée)	0.005	0.393
D1-D5	0.016**	
<i>t-statistic</i>	(7.15)	

Table 3.2.b. Rentabilité mensuelle moyenne des portefeuilles de l'échantillon SE1

Chaque mois entre janvier 1990 et décembre 2004, les actions de l'échantillon SE1 sont réparties sur 5 groupes selon la dispersion des prévisions des analystes du mois précédent. La dispersion est définie comme étant l'écart type des prévisions de BPA faites par les analystes pour l'année fiscale en cours. Les actions sont détenues un mois. La rentabilité du portefeuille est égale à la moyenne équipondérée des rentabilités mensuelles des titres.

Quintiles de dispersion	Rentabilité mensuelle réelle moyenne	Dispersion moyenne
D1 (faible)	0.013	0.0238
D2	0.008	0.0531
D3	0.007	0.0907
D4	0.006	0.1621
D5(élevée)	0.005	0.4560
D1-D5	0.007**	
<i>t-statistic</i>	(3.12)	

Table 3.2.c. Rentabilité mensuelle moyenne des portefeuilles de l'échantillon E2

Chaque mois entre janvier 1995 et décembre 2004, les actions de l'échantillon E2 sont réparties sur 5 groupes selon la dispersion des prévisions des analystes du mois précédent. La dispersion est définie comme étant l'écart type des prévisions de BPA faites par les analystes pour l'année fiscale en cours. Les actions sont détenues un mois. La rentabilité du portefeuille est égale à la moyenne équipondérée des rentabilités mensuelles des titres.

Quintiles de dispersion	Rentabilité mensuelle réelle moyenne	Dispersion moyenne
D1 (faible)	0.024	0.0094
D2	0.014	0.0246
D3	0.011	0.0431
D4	0.011	0.0839
D5(élevée)	0.007	0.3659
D1-D5	0.017**	
<i>t-statistic</i>	(5.90)	

Table 3.2.d. Rentabilité mensuelle moyenne des portefeuilles de l'échantillon SE2

Chaque mois entre janvier 1995 et décembre 2004, les actions de l'échantillon SE2 sont réparties sur 5 groupes selon la dispersion des prévisions des analystes du mois précédent. La dispersion est définie comme étant l'écart type des prévisions de BPA faites par les analystes pour l'année fiscale en cours. Les actions sont détenues un mois. La rentabilité du portefeuille est égale à la moyenne équipondérée des rentabilités mensuelles des titres.

Quintiles de dispersion	Rentabilité mensuelle réelle moyenne	Dispersion moyenne
D1 (faible)	0.014	0.0161
D2	0.010	0.0378
D3	0.010	0.0667
D4	0.009	0.1272
D5(élevée)	0.007	0.4132
D1-D5	0.008**	
<i>t-statistic</i>	(2.65)	

1.12.2 Régressions en coupe transversale

L'objectif de cette étude est d'estimer les coefficients de la régression suivante

$$R_{j,t} - R_{f,t} = \gamma_0 + \gamma_{1,t}\beta_{cv,t}^j + \gamma_{2,t}Disp_{j,t} + \varepsilon_{j,t} \quad (3.25)$$

Les données de cette relation étant caractérisées par leur double dimension : en coupe, suivi titre par titre, et temporelle, suivi dans le temps ; nous estimons cette régression en coupe transversale en nous basant sur la méthode de Fama et MacBeth (1973) à 2 étapes.

La première étape, consiste à calculer à chaque date et pour chaque titre les β de la consommation en utilisant la technique de la fenêtre roulante. Cette technique consiste à utiliser à chaque date les données de rentabilité et de consommation relatives aux 5 années qui précèdent la date de calcul en question.

Les coefficients obtenus sont utilisés comme variables explicatives dans une série de 180 (respectivement 120) régressions en coupe transversale pour les échantillons E1 et SE1 (respectivement pour E2 et SE2).

A titre d'exemple, les rentabilités mensuelles en excès du taux sans risque des titres au mois de janvier 2000 sont régressées sur les valeurs de la dispersion calculées par I/B/E/S durant ce mois et sur les β de la consommation estimés en utilisant les données trimestrielles sur la période allant de 1995.T1 à 1999.T4.

Les coefficients estimés du modèle $\bar{\gamma}_k$ sont définis comme étant la moyenne arithmétique des coefficients estimés lors de la deuxième étape

$$\bar{\gamma}_k = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T \hat{\gamma}_{k,t}$$

Les t -statistiques de ces coefficients sont calculées selon la méthode de Fama et MacBeth (1973) comme suit :

$$\hat{t}(\bar{\gamma}_k) = \frac{\bar{\gamma}_k}{\hat{\sigma}(\bar{\gamma}_j)}$$

Avec

$$\hat{\sigma}(\bar{\gamma}_k) = \sqrt{\frac{1}{T(T-1)} \sum_{t=1}^T (\hat{\gamma}_{k,t} - \bar{\gamma}_k)^2}$$

Le coefficient de détermination R^2 est égal à la moyenne arithmétique des coefficients de détermination des régressions en coupe transversale.

L'estimation des coefficients du modèle (3.25) peut être entravée par deux problèmes économétriques potentiels. En effet, il est vraisemblable que la variance du terme d'erreur varie d'un actif à l'autre et que les rentabilités des titres à une date donnée soient corrélées entre elles. En outre, puisque les vrais β_c ne peuvent pas être observés, les β_c utilisés dans la régression peuvent être sujets à des erreurs d'estimation.

1.12.2.1 La matrice des variances-covariances.

Les premières études qui ont examiné la relation entre risque et rentabilité, telles que Douglas (1969), Miller et Scholes (1972), Fama et MacBeth (1973) et Levy (1978), se sont basées sur la méthode des moindres carrés ordinaires (MCO). Les coefficients obtenus avec cette méthode d'estimation sont certes non biaisés mais ils ne sont pas efficaces. En effet, les coefficients ne sont efficaces et les erreurs standards ne sont correctes que si la matrice des variances-covariances des résidus est sphérique. L'hypothèse implicite à cela est que les rentabilités des actifs ont la même variance et qu'elles ne covarient pas entre elles.

Mankiw et Shapiro (1986) proposent une amélioration de la méthode des MCO qui consiste à autoriser l'hétéroscédasticité entre titres. Plus précisément, ils supposent que la matrice des variances-covariances est diagonale avec des éléments proportionnels à

$$\varphi_j = \frac{\text{var}(R_{j,t})}{\text{var}(R_{M,t})} \text{ et ils appliquent la méthode des moindres carrés pondérés (MCP).}$$

L'application de cette méthode semble produire des estimateurs plus efficaces et des erreurs standards plus fiables que les MCO.

Cependant, l'hypothèse concernant la matrice des variances-covariances n'est pas entièrement satisfaisante puisque les rentabilités des titres covarient. Ils proposent alors d'appliquer la méthode des moindres carrés généralisés (MCG). L'application de cette méthode nécessite un paramétrage de la matrice des variances-covariances. Pour ce faire, Mankiw et Shapiro (1986) supposent l'existence d'un choc macroéconomique v qui affecte le titre j avec un coefficient ω_j , et un choc spécifique au titre j (η_j) qui n'est pas corrélé entre les titres. C'est-à-dire : $\varepsilon_j = \omega_j v + \eta_j$ avec $\text{cov}(\eta_i, \eta_j) = 0$ si $i \neq j$ et $\text{cov}(v, \eta_j) = 0$

Sous cette hypothèse, ils montrent que $\omega_j = \beta_m^j$ où β_m^j est le bêta de marché de l'action j

calculé de la façon suivante $\beta_m^j = \frac{\text{cov}(R_{jt}, R_{Mt})}{\text{var}(R_{Mt})}$.

$E(\varepsilon_i, \varepsilon_j)$ est proportionnel à φ_j lorsque $i = j$ et $E(\varepsilon_i, \varepsilon_j)$ est proportionnel à $\beta_m^j \beta_m^i$ lorsque $i \neq j$

1.12.2.2 Mesure du risque systématique

Le deuxième point concerne les estimateurs du risque systématique, les bêtas de la consommation. Une des sources possibles des erreurs d'estimation serait liée à des erreurs dans la mesure de la consommation agrégée. Mankiw et Shapiro (1986) affirment que les erreurs dans la mesure de la consommation ne conduisent pas forcément à des erreurs de mesure dans les bêtas de la consommation. Le bêta de la consommation étant un ratio de covariance, si l'erreur de mesure au niveau de la croissance de la consommation n'est pas corrélée avec les rentabilités des titres, les covariances sont alors estimées de façon non biaisée. Ainsi, le fait que les données de consommation souffrent d'erreurs de mesure n'exclut pas une estimation juste des bêtas de la consommation.

Le vrai problème est dû à la non observabilité des vrais bêtas. La procédure habituelle consiste à utiliser les données passées pour estimer le bêta, ce qui entraîne des erreurs de mesure.

Litzenberger et Ramaswamy (1979) proposent de corriger simultanément les trois problèmes (hétéroscédasticité, corrélation des termes d'erreur en coupe instantanée et erreurs d'estimation des β) en divisant les variables par l'écart type de l'erreur de mesure des β et en utilisant la méthode d'estimation du maximum de vraisemblance (MV). En effet, les auteurs montrent que pour corriger l'hétéroscédasticité et l'auto corrélation, une des solutions consiste à diviser les variables par l'écart type du risque résiduel. Sous ces conditions, les estimateurs obtenus par la méthode des MCG sont équivalents à ceux obtenus par la méthode des MCP. Cependant, et en présence d'erreurs de mesure, ces estimateurs ne sont pas efficaces. Pour corriger simultanément le problème des erreurs de mesure du bêta, Litzenberger et Ramaswamy (1979) proposent de diviser les variables par l'écart type de l'erreur de mesure du bêta plutôt que par l'écart type résiduel, et ils montrent que dans ce cas là, les estimateurs corrigés des MCP correspondent aux estimateurs obtenus par la méthode du maximum de vraisemblance.

1.12.2.3 Résultats

Nous estimons la régression (3.25) selon la méthode des moindres carrés ordinaires (MCO). Par la suite, nous appliquons la méthode des moindres carrés généralisés (MCG) en supposant que la matrice des variances covariances est telle qu'elle a été définie par Mankiw et Shapiro (1986). Finalement, nous nous référons à la méthode proposée par Litzenberger et Ramaswamy (1979) et nous estimons l'équation (3.25) par maximum de vraisemblance (MV) en corrigeant les variances par l'écart type de l'erreur de mesure.

Les tables 3.3.a, 3.3.b, 3.3.c et 3.3.d. résument les coefficients estimés obtenus en utilisant les trois méthodes d'estimation ainsi que les statistiques de Student correspondantes. Bien que dans l'analyse des résultats nous nous concentrons principalement sur les estimateurs du maximum de vraisemblance, nous présentons les autres estimateurs (MCO et MCG) à des fins de comparaison.

, **, * désignent respectivement le degré de significativité : 5% et 10%.

Les principaux résultats pour les différents échantillons et sous-échantillons sont les suivants.

Pour E1, nous rejetons l'hypothèse nulle $\gamma_0 = 0$ pour les trois méthodes d'estimation. En effet, les estimateurs de l'ordonnée à l'origine, γ_0 , sont tous positifs, statistiquement significatifs au seuil de 5% pour $\gamma_{MCO,0}$ et $\gamma_{MV,0}$ et au seuil de 10% pour $\gamma_{MCG,0}$. Le coefficient mensuel estimé $\gamma_{MV,0}$ est égal à 0.66%.

Les estimateurs $\gamma_{MCO,1}$, $\gamma_{MCG,1}$ et $\gamma_{MV,1}$ sont tous positifs, néanmoins, nous ne pouvons pas rejeter l'hypothèse nulle $\gamma_1 = 0$ en faveur de l'hypothèse alternative $\gamma_1 > 0$. L'estimateur $\gamma_{MV,1}$, qui tient compte des différents problèmes d'estimation, est plus élevé et plus significatif que les estimateurs $\gamma_{MCO,1}$ et $\gamma_{MCG,1}$, mais il ne diffère pas statistiquement de zéro.

Les coefficients estimés associés à la dispersion, $\gamma_{MCO,2}$, $\gamma_{MCG,2}$ et $\gamma_{MV,2}$ sont négatifs et statistiquement significatifs au seuil de 5% .

Pour E2, les estimateurs de l'ordonnée à l'origine, γ_0 , sont tous positifs et statistiquement significatifs au seuil de 5%. Les estimateurs $\gamma_{MCO,1}$, $\gamma_{MCG,1}$ et $\gamma_{MV,1}$ sont

positifs mais statistiquement non différents de zéro. Les coefficients associés à la dispersion, γ_2 , sont négatifs et statistiquement significatifs au seuil de 5%.

Pour SE1, nous acceptons l'hypothèse nulle $\gamma_0 = 0$ pour les méthodes d'estimation des MCG et du MV et nous la rejetons au seuil de 10% pour la méthode d'estimation des MCO. Le coefficient mensuel estimé $\gamma_{MV,0}$ est égal à 0.37%.

Les coefficients associés aux betas de la consommation et estimés par les méthodes des MCO et du MV sont positifs et statistiquement différents de zéro au seuil de 10%. Pour $\gamma_{MCG,1}$ nous ne pouvons pas rejeter l'hypothèse nulle $\gamma_1 = 0$. L'estimateur $\gamma_{MV,1}$ est égal à 0.19%.

Les coefficients estimés associés à la dispersion, $\gamma_{MCO,2}$, $\gamma_{MCG,2}$ et $\gamma_{MV,2}$ sont tous négatifs et statistiquement significatifs au seuil de 5%.

Table 3.3.a. Estimation et test du modèle (3.25) pour E1

Les régressions en coupe transversale de Fama MacBeth sont estimées chaque mois entre 1990 et 2004. Les rentabilités en excès calculées à la date t des titres de l'échantillon E1 sont régressées sur une constante, le β_{cv} et la dispersion des prévisions des analystes. Le coefficient reporté, γ_{ψ} est la moyenne des 180 coefficients chronologiques multipliée par 10^2 .

	γ_0	γ_1	γ_2	R ²
MCO	0.885 (2.706)**	0.135 (1.391)		2.29%
	1.084 (3.351)**	0.138 (1.422)	-6.541 (-6.500)**	2.88%
MCG	0.356 (1.136)	0.090 (0.965)		3.46%
	0.436 (1.864)*	0.097 (1.018)	-5.042 (-5.555)**	4.12%
MV	0.816 (1.927)*	0.109 (0.611)		NA
	0.666 (2.488)**	0.173 (1.644)	-5.906 (-6.125)**	NA

Table 3.3.b. Estimation et test du modèle (3.25) pour SE1

Les régressions en coupe transversale de Fama MacBeth sont estimées chaque mois entre 1990 et 2004. Les rentabilités en excès calculées à la date t des titres du sous-échantillon SE1 sont régressées sur une constante, le β_{cv} et la dispersion des prévisions des analystes. Le coefficient reporté, γ_{ψ} est la moyenne des 180 coefficients chronologiques multipliée par 10^2 .

	γ_0	γ_1	γ_2	R ²
MCO	0.469 (1.312)	0.182 (1.800)*		2.13%
	0.685 (1.895)*	0.183 (1.806)*	-3.597 (-3.291)**	2.87%
MCG	0.093 (0.345)	0.053 (0.587)		3.09%
	0.230 (0.811)	0.054 (0.586)	-2.212 (-2.499)**	4.10%
MV	0.241 (0.823)	0.208 (1.865)*		NA
	0.374 (1.260)	0.194 (1.767)*	-2.820 (-3.167)**	NA

Table 3.3.c. Estimation et test du modèle (3.25) pour E2

Les régressions en coupe transversale de Fama MacBeth sont estimées chaque mois entre 1995 et 2004. Les rentabilités en excès calculées à la date t des titres de l'échantillon E2 sont régressées sur une constante, le β_{cv} et la dispersion des prévisions des analystes. Le coefficient reporté, γ_{ψ} est la moyenne des 120 coefficients chronologiques multipliée par 10^2 .

	γ_0	γ_1	γ_2	R ²
MCO	1.111 (2.526)**	0.107 (0.837)		2.47%
	1.290	0.105	-6.188	2.88%

Table 3.3.d. Estimation et test du modèle (3.25) pour SE2

Les régressions en coupe transversale de Fama MacBeth sont estimées chaque mois entre 1995 et 2004. Les rentabilités en excès calculées à la date t des titres du sous-échantillon SE2 sont régressées sur une constante, le β_{cv} et la dispersion des prévisions des analystes. Le coefficient reporté, γ_{ψ} est la moyenne des 120 coefficients chronologiques multipliée par 10^2 .

	γ_0	γ_1	γ_2	R ²
MCO	0.696 (1.503)	0.172 (1.554)		1.64%
	0.870	0.170	-3.755	2.17%

	(2.975)**	(0.827)	(-4.800)**		(1.863)*	(1.539)	(-2.455)**	
MCG	0.517 (1.766)*	0.152 (0.853)		4.39%	MCG	0.333 (1.015)	0.073 (0.716)	4.04%
	0.656 (2.251)**	0.154 (0.894)	-4.630 (-4.021)**	4.90%		0.409 (1.199)	0.076 (0.738)	-1.470 (-1.322)
MV	0.850 (2.341)**	0.030 (0.181)		NA	MV	0.481 (1.268)	0.154 (1.207)	NA
	1.410 (2.983)**	0.243 (0.838)	-6.486 (-4.840)**	NA		0.391 (1.147)	0.258 (1.005)	-2.320 (-1.953)*

Pour SE2, les estimateurs de l'ordonnée à l'origine, γ_0 , sont positifs mais statistiquement non différents de zéro excepté l'estimateur obtenu avec la méthode des MCO, $\gamma_{MCO,0}$, qui est significatif au seuil de 10%.

Les coefficients des β de la consommation sont positifs mais statistiquement non différents de zéro. Les coefficients associés à la dispersion, γ_2 , sont négatifs et statistiquement significatifs au seuil de 5% pour $\gamma_{MCO,2}$, au seuil de 10% pour $\gamma_{MV,2}$ mais non significatif pour $\gamma_{MCG,2}$.

Nous pouvons donc résumer ces résultats comme suit.

Les estimateurs de l'ordonnée à l'origine, γ_0 , sont positifs, statistiquement significatifs pour les échantillons E1 et E2 et statistiquement non différents de zéro pour les sous-échantillons SE1 et SE2.

Les coefficients associés aux bêtas de la consommation, γ_1 , sont positifs et globalement non significatifs excepté pour le sous-échantillon SE1 où ils sont significatifs au seuil de 10%. Le CCAPM tel qu'il a été présenté par Mankiw et Shapiro (1986) implique que le coefficient associé au bêta de la consommation est égal à l'écart entre la rentabilité du marché et la rentabilité sans risque ($E(R_M) - R_F$). Nos résultats montrent donc l'existence d'une prime de risque nulle, ce qui contredit le concept d'aversion pour le risque.

Les coefficients associés à la dispersion des prévisions des analystes, γ_2 , sont négatifs et statistiquement différent de zéro au seuil de confiance de 5% pour E1, E2 et SE1 et au seuil de 10% pour SE1.

Nous pouvons donc globalement conclure à l'existence d'une relation négative entre dispersion et rentabilité en excès des titres ; le taux de rentabilité en excès requis pour un titre caractérisé par une forte dispersion des croyances devrait être inférieur à celui d'un titre caractérisé par une faible dispersion.

Par ailleurs, notons que cette relation négative est moins significative pour les sous-échantillons constitués des firmes dont les prévisions n'ont subi aucun ajustement sur toute la période retenue et donc pour lesquelles le problème d'arrondissement évoqué plus haut ne se pose pas.

Pour autant, cela ne nous permet pas de déduire que la forte significativité statistique des coefficients associés à la dispersion pour les échantillons E1 et E2 est simplement liée à l'existence du biais induit par l'ajustement et l'arrondissement des prévisions. Pour pouvoir affirmer cela, il aurait fallu réestimer le modèle (3.25) en considérant la dispersion calculée à partir des prévisions non ajustées (telles qu'elles ont été formulées par les analystes) et voir si la significativité de γ_2 diminuait ou pas. La faible significativité de γ_2 pour SE1 et sa non significativité pour SE2 peuvent être simplement dues aux propriétés de SE1 et SE2 qui sont différentes de E1 et E2.

Les résultats obtenus ne sont pas satisfaisants, puisque d'une part, les coefficients associés aux bêtas de la consommation sont positifs mais globalement non différents de zéro, d'autre part les coefficients de détermination moyens R^2 obtenus pour les estimations par MCO et MCG sont très faibles.

Ces résultats peuvent être expliqués par la faible performance empirique connue du CCAPM. Si d'un point de vue purement théorique, le CCAPM semble être le modèle d'évaluation le plus approprié, cette supériorité théorique n'a pas pu être démontrée empiriquement.

Les problèmes empiriques des modèles fondés sur la consommation sont essentiellement de définition et de mesure des paramètres et des caractéristiques des fonctions d'utilité. En effet, dans le CCAPM la fonction d'utilité de l'agent représentatif est supposée être stable. Cette hypothèse est difficile à identifier dans les équations d'Euler. Même si la fonction d'utilité de l'agent représentatif est stable, les mauvais résultats du modèle peuvent être attribués à la mauvaise spécification de la fonction d'utilité qui n'est pas forcément séparable entre biens durables, biens non durables et services. Par ailleurs, les coûts d'ajustement de la consommation peuvent être importants, ou alors certains biens nommés non durables sont largement durables.

Une autre raison qui pourrait expliquer la faible performance du modèle est le fait que plusieurs consommateurs ne prennent pas part activement au marché financier. Peu importe la cause- coûts de transaction, ignorance, méfiance envers les sociétés ou contraintes de

liquidité- plusieurs individus ne détiennent pas des actions. Pour ces individus là, la condition de premier ordre reliant la consommation à la rentabilité des actifs n'est pas vérifiée. Si de plus, la consommation de ces individus représente une fraction importante de la consommation globale, la condition de premier ordre ne serait pas non plus vérifiée pour la consommation agrégée. Il semble alors que le CCAPM soit vérifié pour une minorité de consommateurs qui détiennent des actions et que l'indice de marché soit une approximation de la consommation de cette minorité plutôt que de la consommation agrégée. Pour toute ses raisons, et grâce à sa maniabilité, le β du marché domine, sur le plan empirique, le β de la consommation.

Par ailleurs, Jouini et Napp (2003) fournissent une version dynamique du CAPM, c'est-à-dire un modèle d'équilibre, analogue au CCAPM, dans lequel ils remplacent dans la formule résultante la consommation par le portefeuille de marché. Sous l'hypothèse d'une comonotonie entre le dividende agrégé et le portefeuille de marché, ils montrent que le bêta de la consommation peu être remplacé par le bêta du marché dans la formule du CCAPM. L'avantage principal de cette approche est que pour estimer la prime de risque de n'importe quelle action nous n'avons pas besoin d'observer la consommation agrégée, qui, comme le souligne Breeden, Gibbons et Litzenberger (1989), est un point délicat. En outre, tout comme l'affirme Mankiw et Shapiro (1986) "*a stock's market beta contains much more information on its return than does its consumption beta*"

Nous testons donc le CCAPM en présence de croyances hétérogènes en remplaçant dans l'équation (3.25) le bêta de la consommation par le bêta du marché selon la régression suivante :

$$R_{j,t} - R_{f,t} = \gamma_0 + \gamma_{1,t}\beta_{m,t}^j + \gamma_{2,t}Disp_{j,t} + \varepsilon_{j,t} \quad (3.26)$$

Nous estimons cette régression en coupe transversale selon la méthodologie de Fama et MacBeth (1973). Les β du marché sont calculés selon la technique de la fenêtre roulante en utilisant cinq ans de données mensuelles. Les résultats obtenus sont synthétisés au niveau des tables 3.4.a, 3.4.b, 3.4.c et 3.4.d.

Pour E1, les estimateurs de l'ordonnée à l'origine $\gamma_{MCG,0}$ et $\gamma_{MV,0}$ sont positifs et statistiquement non différents de zéro. Les coefficients estimés associés aux β du marché, γ_1 , sont tous positifs et significativement différents de zéro au seuil de 5%. Le coefficient

mensuel estimé $\gamma_{MV,1}$ est égal à 0.65%. Il implique une prime de risque du marché trimestriel de l'ordre de 2%. Les coefficients associés à la dispersion, γ_2 , sont tous négatifs et statistiquement significatifs au seuil de 5%.

Pour E2, nous rejetons l'hypothèse nulle $\gamma_0 = 0$ pour les trois méthodes d'estimation. En effet, les estimateurs de l'ordonnée à l'origine, γ_0 , sont tous positifs, statistiquement significatifs au seuil de 5%. Les estimateurs $\gamma_{MCO,1}$, $\gamma_{MCG,1}$ et $\gamma_{MV,1}$ sont tous positifs, néanmoins, nous ne pouvons pas rejeter l'hypothèse nulle $\gamma_1 = 0$ en faveur de l'hypothèse alternative $\gamma_1 > 0$. Les coefficients estimés associés à la dispersion, $\gamma_{MCO,2}$, $\gamma_{MCG,2}$ et $\gamma_{MV,2}$ sont tous négatifs et statistiquement significatifs au seuil de 5%

Table 3.4.a. Estimation et test du modèle (3.26) pour E1

Les régressions en coupe transversale de Fama MacBeth sont estimées chaque mois entre 1990 et 2004. Les rentabilités calculées à la date t des titres de l'échantillon E1 sont régressées sur une constante, le β_m et la dispersion des prévisions des analystes. Le coefficient reporté, γ_i , est la moyenne des 180 coefficients chronologiques multipliée par 10^2 .

	γ_0	γ_1	γ_2	R ²
MCO	0.322 (1.144)	0.671 (1.965)**		5.81%
	0.513 (1.844)*	0.670 (1.966)**	-6.249 (-6.196)**	6.41%
MCG	0.147 (0.554)	0.641 (1.979)**		7.84%
	0.305 (1.144)	0.632 (1.964)**	-4.974 (-5.446)**	8.52%
MV	0.178 (0.663)	0.628 (1.937)*		NA
	0.378 (1.401)	0.645 (1.979)**	-4.892 (-5.316)**	NA

Table 3.4.b. Estimation et test du modèle (3.26) pour SE1

Les régressions en coupe transversale de Fama MacBeth sont estimées chaque mois entre 1990 et 2004. Les rentabilités calculées à la date t des titres du sous-échantillon SE1 sont régressées sur une constante, le β_m et la dispersion des prévisions des analystes. Le coefficient reporté, γ_i , est la moyenne des 180 coefficients chronologiques multipliée par 10^2 .

	γ_0	γ_1	γ_2	R ²
MCO	0.234 (0.736)	0.492 (1.513)		5.57%
	0.356 (1.262)	0.540 (1.655)*	-3.450 (-3.191)**	6.35%
MCG	0.387 (1.371)	0.475 (1.463)		7.62%
	0.483 (1.400)	0.527 (1.593)	-2.142 (-2.506)**	8.57%
MV	-0.020 (-0.069)	0.485 (1.490)		NA
	0.103 (0.337)	0.537 (1.640)	-2.285 (-2.651)**	NA

Table 3.4.c. Estimation et test du modèle (3.26) pour E2

Les régressions en coupe transversale de Fama MacBeth sont estimées chaque mois entre 1995 et 2004. Les rentabilités calculées à la date t des titres de l'échantillon E2 sont régressées sur une constante, le β_m et la dispersion des prévisions des analystes. Le coefficient reporté, γ_i , est la moyenne des 120 coefficients chronologiques multipliée par 10^2 .

	γ_0	γ_1	γ_2	R ²
MCO	0.711 (1.983)**	0.483 (1.170)		5.86%
	0.877 (2.490)**	0.494 (1.199)	-6.119 (-4.854)**	6.35%

Table 3.4.d. Estimation et test du modèle (3.26) pour SE2

Les régressions en coupe transversale de Fama MacBeth sont estimées chaque mois entre 1995 et 2004. Les rentabilités calculées à la date t des titres du sous-échantillon SE2 sont régressées sur une constante, le β_m et la dispersion des prévisions des analystes. Le coefficient reporté, γ_i , est la moyenne des 120 coefficients chronologiques multipliée par 10^2 .

	γ_0	γ_1	γ_2	R ²
MCO	0.602 (1.605)	0.253 (0.720)		4.68%
	0.770 (2.064)**	0.257 (0.735)	-3.782 (-2.530)**	5.18%

MCG	0.514 (1.633)	0.505 (1.351)		7.86%	MCG	0.371 (1.118)	0.328 (0.854)		6.66%
	0.656 (2.097)**	0.496 (1.317)	-4.690 (-4.093)**	8.37%		0.448 (1.312)	0.356 (0.932)	-1.802 (-1.684)*	7.26%
MV	0.505 (1.583)	0.528 (1.402)		NA	MV	0.374 (1.118)	0.297 (0.750)		NA
	0.662 (2.117)**	0.515 (1.366)	-4.379 (-3.656)**	NA		0.440 (1.291)	0.360 (0.940)	-1.783 (-1.663)*	NA

Pour SE1, les estimateurs de l'ordonnée à l'origine, γ_0 , sont positifs et statistiquement non différents de zéro. Les coefficients des β du marché, γ_1 , sont positifs mais statistiquement non significatifs. Les coefficients associés à la dispersion, γ_2 , sont négatifs et statistiquement significatifs au seuil de 5%.

Pour SE2, les estimateurs de l'ordonnée à l'origine, γ_0 , sont positifs mais statistiquement non différents de zéro excepté l'estimateur obtenu avec la méthode des MCO, $\gamma_{MCO,0}$, qui est significatif au seuil de 5%. Les coefficients estimés des β de la consommation sont positifs mais statistiquement non différents de zéro. Les coefficients associés à la dispersion, γ_2 , sont négatifs et statistiquement significatifs au seuil de 5% pour $\gamma_{MCO,2}$ et au seuil de 10% pour $\gamma_{MV,2}$ et $\gamma_{MCG,2}$.

En comparant ces résultats avec les résultats de la régression (3.25) nous constatons que :

- Globalement, les estimateurs de l'ordonnée à l'origine, γ_0 , sont positifs moins élevés que les estimateurs de l'ordonnée à l'origine de la régression (3.25) et statistiquement non significatifs (excepté pour l'échantillon E2).
- Les coefficients associés aux β du marché, γ_1 , sont largement plus élevés et statistiquement plus significatifs que les coefficients associés aux β de la consommation. Ces résultats montrent l'existence d'une prime de risque positive et plus élevée que celle obtenue pour la régression (3.25). Cependant, cette prime de risque n'est significativement différente de zéro que pour l'échantillon E1.
- Les coefficients associés à la dispersion des prévisions des analystes, γ_2 , sont négatifs, statistiquement significatifs pour E1 et E2 mais moins significatifs pour SE1 et SE2.

- Les moyennes des coefficients de détermination sont faibles (entre 5% et 9%) mais supérieures à celles obtenues lors de l'estimation de la régression (3.25) (entre 2% et 5%). Par ailleurs, nous remarquons que suite à l'ajout de la variable relative à la dispersion des prévisions le pouvoir explicatif du modèle augmente très peu.

1.13 Tests de robustesses

1.13.1 β de la consommation fixe

Nous ré estimons la régression (3.25) en remplaçant dans le modèle les β_{cv} par les β_{cf} .

$$R_{j,t} - R_{f,t} = \gamma_0 + \gamma_{1,t}\beta_{cf,t}^j + \gamma_{2,t}Disp_{j,t} + \varepsilon_{j,t} \quad (3.27)$$

Rappelons que le β_{cf} de chaque trimestre est calculé en utilisant les données trimestrielles de rentabilité et de consommation relatives aux 5 années qui précèdent la date de calcul en question ; ces données sont calculées entre le 1^{er} mois de chaque trimestre et le 1^{er} mois du trimestre qui suit. Cette valeur reste constante sur les trois mois d'un même trimestre.

Les résultats de cette régression sont résumés dans les tables 3.5.a, 3.5.b, 3.5.c et 3.5.d. Ces résultats ne modifient pas les conclusions tirées de l'estimation du modèle (3.25).

Table 3.5.a. Estimation et test du modèle (3.27) pour E1

Les régressions en coupe transversale de Fama MacBeth sont estimées chaque mois entre 1990 et 2004. Les rentabilités calculées à la date t des titres de l'échantillon E1 sont régressées sur une constante, le β_{cf} et la dispersion des prévisions des analystes. Le coefficient reporté, est la moyenne des 180 coefficients chronologiques multipliée par 10².

	γ_0	γ_1	γ_2	R ²
MCO	0.966 (3.039)**	0.070 (0.674)		2.05%
	1.164 (3.713)**	0.069 (0.668)	-6.434 (-6.422)**	2.66%
MCG	0.258 (1.047)	0.107 (1.083)		3.42%
	0.431 (1.764)*	0.098 (1.095)	-4.551 (-4.925)**	4.06%
MV	0.816 (1.927)*	0.205 (0.762)		NA
	1.008 (1.483)**	0.289 (1.404)	-5.253 (-5.075)**	NA

Table 3.5.b. Estimation et test du modèle (3.27) pour SE1

Les régressions en coupe transversale de Fama MacBeth sont estimées chaque mois entre 1990 et 2004. Les rentabilités calculées à la date t des titres du sous-échantillon SE1 sont régressées sur une constante, le β_{cf} et la dispersion des prévisions des analystes. Le coefficient reporté, est la moyenne des 180 coefficients chronologiques multipliée par 10².

	γ_0	γ_1	γ_2	R ²
MCO	0.588 (1.655)*	0.071 (0.658)		2.08%
	0.780 (2.184)*	0.070 (0.654)	-3.263 (-2.956)**	2.85%
MCG	0.177 (0.635)	0.022 (0.587)		3.93%
	0.297 (1.028)	0.021 (0.209)	-1.976 (-2.072)**	4.59%
MV	0.241 (0.823)	0.192 (1.865)*		NA
	0.250 (0.824)	0.175 (1.247)	-2.345 (-2.425)**	NA

Table 3.5.c. Estimation et test du modèle (3.27) pour E2

Table 3.5.d. Estimation et test du modèle (3.27) pour SE2

Les régressions en coupe transversale de Fama MacBeth sont estimées chaque mois entre 1995 et 2004. Les rentabilités calculées à la date t des titres de l'échantillon E2 sont régressées sur une constante, le β_{cf} et la dispersion des prévisions des analystes. Le coefficient reporté,, est la moyenne des 120 coefficients chronologiques multipliée par 10^2 .

Les régressions en coupe transversale de Fama MacBeth sont estimées chaque mois entre 1995 et 2004. Les rentabilités calculées à la date t des titres du sous-échantillon SE2 sont régressées sur une constante, le β_{cf} et la dispersion des prévisions des analystes. Le coefficient reporté,, est la moyenne des 120 coefficients chronologiques multipliée par 10^2 .

	γ_0	γ_1	γ_2	R^2		γ_0	γ_1	γ_2	R^2
MCO	1.203 (2.854)**	0.023 (0.164)		2.17%	MCO	0.740 (1.641)	0.125 (0.955)		1.64%
	1.385 (3.339)**	0.018 (0.126)	-6.145 (-4.796)**	2.67%		0.899 (1.990)**	0.124 (0.958)	-3.503 (-2.305)**	2.18%
MCG	0.615 (1.920)*	0.168 (0.838)		4.40%	MCG	0.470 (1.374)	0.031 (0.280)		3.59%
	0.749 (2.375)**	0.173 (0.923)	-4.227 (-3.545)**	4.83%		0.541 (1.556)	0.033 (0.296)	-1.392 (-1.150)	4.35%
MV	0.850 (2.341)**	0.081 (0.400)		NA	MV	0.481 (1.268)	0.187 (0.723)		NA
	1.256 (1.939)*	0.243 (0.838)	-6.508 (-4.011)**	NA		0.509 (1.468)	0.285 (0.680)	-1.635 (-1.521)	NA

1.13.2 Autre indice de marché

Tous les bêtas que nous avons jusque là utilisés pour effectuer nos régressions ont été calculés en supposant que le portefeuille de marché est représenté par l'indice S&P500.

Dans cette partie, nous souhaitons voir si le choix du benchmark représentatif du portefeuille de marché affecte les résultats obtenus. Nous supposons que le portefeuille de marché est représenté par l'indice du CRSP qui est pondéré par les capitalisations boursières et qui est beaucoup plus large que le S&P500 puisqu'il inclut tous les titres du NYSE, de l'AMEX et du NASDAQ. Nous recalculons les bêtas du marché (β_m^{CRSP}) en supposant que la rentabilité du marché est donnée par la rentabilité de l'indice du CRSP, ensuite nous ré estimons l'équation (3.26) en utilisant ces nouveaux bêtas selon la régression suivante :

$$R_{j,t} = \gamma_0 + \gamma_{1,t} \beta_{m,t}^{CRSP,j} + \gamma_{2,t} Disp_{j,t} + \varepsilon_{j,t} \quad (3.28)$$

Les résultats de l'estimation de la relation (3.28) sont reportés dans les tables 3.6.a, 3.6.b, 3.6.c et 3.6.d¹².

Pour les deux échantillons et les deux sous-échantillons, nous notons que les résultats de l'estimation du modèle (3.28) sont très proches des résultats de l'estimation du modèle (3.26). Néanmoins nous remarquons que les coefficients estimés associés aux β du marché,

¹² Nous ré estimons aussi l'équation (24) en utilisant les bêtas de la consommation (β_{cv}^{CRSP}) calculés avec l'indice CRSP selon la relation suivante : $R_{j,t} = \gamma_0 + \gamma_{1,t} \beta_{cv,t}^{CRSP,j} + \gamma_{2,t} Disp_{j,t} + \varepsilon_{j,t}$. Les résultats obtenus, qui ne sont pas reproduits ici, sont très proches de ceux obtenus avec les betas de la consommation (β_{cv}^{SP500}) calculés avec l'indice S&P500.

γ_1 , sont moins significatifs que ceux associés aux betas calculés avec l'indice S&P500. C'est ainsi que, par exemple, pour l'échantillon E1, le coefficient mensuel estimé $\gamma_{MV,1}$ associé à β_m^{CRSP} est égal à 0.6% et est significatif au seuil de 10% alors que coefficient mensuel estimé $\gamma_{MV,1}$ associé à β_m^{SP500} est égal à 0.65% et est significatif au seuil de 5%.

Cette perte de significativité nous étonne un peu. En effet, puisque l'indice du CRSP est beaucoup plus large que l'indice S&P500, il offre une meilleure représentation du marché actions, et par conséquent nous nous attendions à ce que les betas calculés en fonction de l'indice du CRSP aient un meilleur pouvoir explicatif que ceux calculés avec l'indice S&P 500.

A part cette légère perte de significativité, le choix de l'indice CRSP pour représenter le portefeuille de marché modifie très peu les conclusions tirées de l'estimation du modèle (3.26).

Les estimateurs de l'ordonnée à l'origine, γ_0 , sont positifs et statistiquement non significatifs (excepté pour l'échantillon E2).

Table 3.6.a. Estimation et test du modèle (3.28) pour E1

Les régressions en coupe transversale de Fama MacBeth sont estimées chaque mois entre 1990 et 2004. Les rentabilités calculées à la date t des titres de l'échantillon E1 sont régressées sur une constante, le $\beta_{m,CRSP}$ et la dispersion des prévisions des analystes. Le coefficient reporté, γ_i , est la moyenne des 180 coefficients chronologiques multipliée par 10^2 .

	γ_0	γ_1	γ_2	R ²
MCO	0.324 (1.055)	0.670 (1.725)*		6.77%
	0.515 (1.686)*	0.673 (1.731)*	-6.212 (-6.145)**	7.38%
MCG	0.200 (0.733)	0.605 (1.706)*		7.95%
	0.361 (1.313)	0.595 (1.675)*	-5.033 (-5.500)**	8.13%
MV	0.175 (0.615)	0.402 (1.659)*		NA
	0.374 (1.356)	0.599 (1.690)*	-5.088 (-5.533)**	NA

Table 3.6.c. Estimation et test du modèle (3.28) pour E2
Les régressions en coupe transversale de Fama MacBeth sont estimées chaque mois entre 1995 et 2004. Les rentabilités calculées à la date t des titres de l'échantillon E2 sont régressées sur une constante, le $\beta_{m,CRSP}$ et la dispersion des prévisions des analystes. Le coefficient reporté, γ_i , est la moyenne des 120 coefficients chronologiques multipliée par 10^2 .

Table 3.6.b. Estimation et test du modèle (3.28) pour SE1

Les régressions en coupe transversale de Fama MacBeth sont estimées chaque mois entre 1990 et 2004. Les rentabilités calculées à la date t des titres du sous-échantillon SE1 sont régressées sur une constante, le $\beta_{m,CRSP}$ et la dispersion des prévisions des analystes. Le coefficient reporté, γ_i , est la moyenne des 180 coefficients chronologiques multipliée par 10^2 .

	γ_0	γ_1	γ_2	R ²
MCO	0.242 (0.764)	0.489 (1.440)		6.25%
	0.453 (1.418)	0.496 (1.595)	-3.340 (-3.132)**	7.00%
MCG	0.391 (1.132)	0.445 (1.495)		7.59%
	0.472 (1.291)	0.496 (1.486)	-2.091 (-2.440)**	8.12%
MV	0.106 (0.332)	0.437 (1.161)		NA
	0.138 (0.452)	0.488 (1.287)	-2.021 (-2.326)**	NA

Table 3.6.d. Estimation et test du modèle (3.28) pour SE2
Les régressions en coupe transversale de Fama MacBeth sont estimées chaque mois entre 1995 et 2004. Les rentabilités calculées à la date t des titres du sous-échantillon SE2 sont régressées sur une constante, le $\beta_{m,CRSP}$ et la dispersion des prévisions des analystes. Le coefficient reporté, γ_i , est la moyenne des 120 coefficients chronologiques multipliée par 10^2 .

	γ_0	γ_1	γ_2	R ²		γ_0	γ_1	γ_2	R ²
MCO	0.743 (1.878)*	0.464 (0.939)		7.16%	MCO	0.591 (1.557)	0.267 (0.665)		5.62%
	0.905 (2.312)**	0.479 (0.969)	-6.066 (-4.826)**	7.64%		0.764 (2.017)**	0.251 (0.627)	-3.481 (-2.341)**	6.12%
MCG	0.602 (1.806)	0.424 (0.981)		7.89%	MCG	0.438 (1.306)	0.264 (0.629)		7.58%
	0.744 (2.232)**	0.415 (0.958)	-4.739 (-4.137)**	8.41%		0.516 (1.486)	0.283 (0.676)	-1.656 (-1.544)*	8.17%
MV	0.654 (1.832)*	0.434 (1.039)		NA	MV	0.445 (1.202)	0.234 (0.466)		NA
	0.785 (2.324)**	0.445 (1.026)	-4.460 (-3.787)**	NA		0.509 (1.468)	0.285 (0.680)	-1.635 (-1.521)	NA

Les coefficients associés aux β du marché, γ_1 , sont largement plus élevés et statistiquement plus significatifs que les coefficients associés aux β de la consommation. Les résultats montrent l'existence d'une prime de risque positive cependant elle n'est significativement différente de zéro au seuil 10% que pour l'échantillon E1. Les coefficients associés à la dispersion des prévisions des analystes, γ_2 , sont négatifs, statistiquement significatifs pour E1 et E2 mais moins significatifs pour SE1 et SE2.

1.13.3 Le taux de couverture

Dans cette partie, nous examinons la robustesse des résultats obtenus à l'introduction de la variable qui reflète le nombre d'analystes. En effet, Abarbanel, Lanen et Verrecchia (1994) examinent les problèmes induits par l'utilisation des prévisions des analystes pour approximer les anticipations des investisseurs. Ils soulignent que le fait de ne pas tenir compte du nombre d'analystes dans les tests empiriques peut entraîner des modèles mal spécifiés. Par conséquent, nous examinons la sensibilité des coefficients obtenus à l'introduction de la variable de contrôle : taux de couverture, mesuré par le logarithme népérien du nombre d'analystes qui suivent l'action ($LnNBA$).

$$R_{j,t} = \gamma_0 + \gamma_{1,t} \beta_{m,t}^j + \gamma_{2,t} Disp_{j,t} + \gamma_{3,t} LnNBA + \varepsilon_{j,t} \quad (3.29)$$

Implicite, contrôler le nombre d'analystes qui suivent l'action revient à contrôler la taille de l'entreprise.

Les résultats de cette régression sont résumés dans les tables 3.7.a, 3.7.b, 3.7.c et 3.7.d.

Seules les ordonnées à l'origine, γ_0 , sont affectées par l'introduction de $LnNBA$. L'introduction de cette variable, ne modifie pas les conclusions tirées de l'estimation du

modèle (3.25). Les signes et magnitudes des coefficients associés à la dispersion des prévisions des analystes sont quasiment identiques à ceux des tables 3.4.a, 3.4.b, 3.4.c et 3.4.d.

Les coefficients associés aux β -marché sont plus élevés et plus significatifs que les coefficients qui résultent de l'estimation du modèle avant l'introduction de la variable de contrôle taux de couverture. Les coefficients associés au logarithme du nombre d'analystes sont négatifs et statistiquement significatifs au seuil de 5% pour E1 et E2 et non significatifs pour SE1 et SE2.

Ce signe négatif n'est pas du tout surprenant. En effet, le taux de couverture d'une action, mesuré par le nombre d'analystes émettant des prévisions sur cette action, traduit d'une certaine manière la taille de marché de l'entreprise, plus la taille de l'entreprise est grande plus elle est suivie par les analystes. Or plusieurs études ont montré l'existence d'une prime liée à la taille : les petites capitalisations présentant des rentabilités supérieures à celles des grandes capitalisations.

Table 3.7.a. Estimation et test du modèle (3.29) pour E1

Les régressions en coupe transversale de Fama MacBeth sont estimées chaque mois entre 1990 et 2004. Les rentabilités calculées à la date t des titres de l'échantillon E1 sont régressées sur une constante, le β_{cv} , la dispersion des prévisions des analystes et le logarithme du nombre d'analystes. Le coefficient reporté, γ_i , est la moyenne des 180 coefficients chronologiques multipliée par 10^2 .

	γ_0	γ_1	γ_2	γ_3	R ²
MCO	1.513 (4.04)**	0.722 (2.09)**	-6.192 (-6.13)**	-0.496 (-3.93)**	7.05%
MCG	0.918 (2.78)**	0.697 (2.10)**	-5.038 (-5.53)**	-0.303 (-2.78)**	9.27%
MV	0.935 (2.80)**	0.706 (2.11)**	-5.904 (-5.23)**	-0.282 (-2.55)**	NA

Table 3.7.b. Estimation et test du modèle (3.29) pour SE1

Les régressions en coupe transversale de Fama MacBeth sont estimées chaque mois entre 1990 et 2004. Les rentabilités calculées à la date t des titres de l'échantillon SE1 sont régressées sur une constante, le β_{cv} , la dispersion des prévisions des analystes et le logarithme du nombre d'analystes. Le coefficient reporté, γ_i , est la moyenne des 180 coefficients chronologiques multipliée par 10^2 .

	γ_0	γ_1	γ_2	γ_3	R ²
MCO	1.320 (2.87)**	0.535 (1.71)*	-3.088 (-2.88)**	-0.450 (-2.52)**	7.28%
MCG	0.599 (1.46)	0.597* (1.79)	-2.125 (-2.55)**	-0.225 (-1.50)	9.60%
MV	0.583 (1.42)**	0.609 (1.83)*	-2.132 (-2.56)**	-0.244 (-1.49)	NA

Table 3.7.c. Estimation et test du modèle (3.29) pour E2

Les régressions en coupe transversale de Fama MacBeth sont estimées chaque mois entre 1995 et 2004. Les rentabilités calculées à la date t des titres de l'échantillon E2 sont régressées sur une constante, le β_{cv} , la dispersion des prévisions des analystes et le logarithme du nombre d'analystes. Le coefficient reporté, γ_i , est la moyenne des 180 coefficients chronologiques multipliée par 10^2 .

	γ_0	γ_1	γ_2	γ_3	R ²
MCO	1.932 (3.87)**	0.562 (1.33)	-6.227 (-4.94)**	-0.522 (-2.94)**	7.03%
MCG	1.307 (3.14)**	0.564 (1.47)	-4.857 (-4.26)**	-0.318 (-2.18)**	9.12%
MV	1.327 (3.14)**	0.637 (1.64)	-6.210 (-4.46)**	-0.294 (-1.98)**	NA

Table 3.7.d. Estimation et test du modèle (3.29) pour SE2

Les régressions en coupe transversale de Fama MacBeth sont estimées chaque mois entre 1995 et 2004. Les rentabilités calculées à la date t des titres de l'échantillon SE2 sont régressées sur une constante, le β_{cv} , la dispersion des prévisions des analystes et le logarithme du nombre d'analystes. Le coefficient reporté, γ_i , est la moyenne des 180 coefficients chronologiques multipliée par 10^2 .

	γ_0	γ_1	γ_2	γ_3	R ²
MCO	1.768 (3.29)**	0.266 (0.75)	-3.295 (-2.22)**	-0.508 (-2.22)**	5.95%
MCG	0.909 (2.02)**	0.360 (0.93)	-1.671 (-1.59)	-0.219 (-1.26)	9.05%
MV	0.897 (1.99)**	0.363 (0.94)	-1.649 (-1.57)	-0.217 (-1.25)	NA

1.13.4 Régression des rentabilités des portefeuilles

Nous savons que l'utilisation de données passées pour estimer le bêta entraîne systématiquement des erreurs de mesures. Pour réduire ces erreurs, nous nous sommes basés sur la méthodologie proposée par Litzenberger et Ramaswamy (1979).

Un autre moyen de réduire substantiellement ces erreurs consiste à mesurer les bêtas pour les portefeuilles plutôt que pour les titres. Puisque les erreurs dans la mesure des bêtas des titres sont aléatoires, elles vont se compenser et l'erreur agrégée va être faible. D'où l'idée de réaliser les tests non pas sur des titres individuels mais sur des portefeuilles de titres.

Toutefois, si tous les titres sont répartis au hasard entre plusieurs portefeuilles, nous risquons d'obtenir des bêtas très peu différents d'un portefeuille à l'autre et égaux à un. Or pour examiner l'effet des variables explicatives sur la rentabilité, il est nécessaire que les portefeuilles aient des sensibilités différentes. L'idée est alors de constituer les portefeuilles de telle manière qu'ils aient des sensibilités différentes, par exemple en triant les titres selon leurs bêtas. Mais ce faisant, nous regroupons également les erreurs de mesure et nous introduisons un biais systématique de sélection. En effet, si les bêtas estimés proches de zéro sous-estiment la « vraie valeur » et si les bêtas élevés la surestiment, le regroupement des titres en portefeuilles suivant la valeur des bêtas pose effectivement un problème. Dans ce cas, les erreurs n'ont aucune chance de se compenser et la technique de regroupement induit des biais systématique d'estimation.

Pour éviter ce problème, il existe une solution, qui est souvent utilisée dans les tests du CAPM, et qui a pour nom « Instrumentalisation de bêta ». Cette solution consiste à utiliser une variable instrumentale pour trier les titres dans les portefeuilles. La variable instrumentale est une variable qui est fortement corrélée avec le vrai bêta mais qui peut être observée de façon indépendante. La variable instrumentale utilisée est le bêta de chaque titre calculé sur une période antérieure, désignée dans la suite par bêta instrument.

Puisque l'objectif de notre étude est de tester le CCAPM en présence de croyances hétérogènes, nous souhaitons avoir des portefeuilles qui aient non seulement des bêtas différents mais aussi des dispersions de prévisions différentes afin de pouvoir examiner l'effet des deux variables explicatives sur la rentabilité en excès des portefeuilles. Pour cela, nous optons pour un double classement (indépendant) des titres selon les bêtas et les dispersions suivant cette procédure :

Chaque mois, nous estimons chronologiquement les bêtas instruments des titres en utilisant une première fenêtre de 5 ans. Nous calculons les coefficients bêtas des titres individuels en utilisant les données mensuelles des 5 années qui suivent la période de calcul

des bêtas instruments. Nous classons les titres par ordre de bêta croissant et formons cinq groupes selon les bêtas instruments. Nous répartissons, par la suite, les titres de chaque groupe en cinq groupes supplémentaires selon la dispersion des prévisions des analystes du mois précédent le mois en question. Nous obtenons ainsi 25 portefeuilles contenant à peu près le même nombre de titres.

Après regroupement des titres en portefeuilles, nous calculons la rentabilité mensuelle de chaque portefeuille comme étant égale à la moyenne équipondérée des rentabilités mensuelles des titres le formant et le coefficient bêta de chaque portefeuille comme étant la moyenne arithmétique des bêtas individuels des titres le composant. Nous supposons que chacun des 25 portefeuilles est caractérisé par une dispersion égale à la moyenne arithmétique des dispersions des titres du portefeuille.

Chaque mois, après la période initiale de formation des portefeuilles nécessaires à l'instrumentalisation du bêta, la relation (3.30) est estimée entre, d'une part, les taux de rentabilité en excès des 25 portefeuilles et, d'autre part les bêtas des portefeuilles ainsi que leurs dispersions. Mois après mois, le même test est entrepris, après révision périodique de la composition des portefeuilles. Les caractéristiques statistiques des coefficients estimés chaque mois sont établies et les tests peuvent être menés. Les résultats obtenus sont résumés dans les tables 3.8.a, 3.8.b, 3.8.c et 3.8.d.

$$R_{P,t} - R_{f,t} = \gamma_0 + \gamma_{1,t}\beta_{m,t}^P + \gamma_{2,t}Disp_{P,t} + \varepsilon_{P,t} \quad (3.30)$$

Table 3.8.a. Estimation et test du modèle (3.30) pour E1

Les régressions en coupe transversale de Fama MacBeth sont estimées chaque mois entre 1990 et 2004. Les rentabilités calculées à la date t des portefeuilles de l'échantillon E1 sont régressées sur une constante, le β_m et la dispersion des prévisions des analystes. Le coefficient reporté, $\gamma_{i,t}$ est la moyenne des 180 coefficients chronologiques multipliée par 10^2 .

γ_0	γ_1	γ_2	R ²
0.406 (1.456)	0.611 (1.787)*		29.54%
0.706 (2.590)**	0.661 (1.942)*	-10.344 (-5.373)**	42.62%

Table 3.8.c. Estimation et test du modèle (3.30) pour E2

Les régressions en coupe transversale de Fama MacBeth sont estimées chaque mois entre 1995 et 2004. Les rentabilités calculées à la date t des portefeuilles de l'échantillon E2 sont régressées sur une constante, le β_m et la dispersion des prévisions des analystes. Le coefficient reporté, $\gamma_{i,t}$ est la moyenne des 120 coefficients chronologiques multipliée par 10^2 .

Table 3.8.b. Estimation et test du modèle (3.30) pour SE1

Les régressions en coupe transversale de Fama MacBeth sont estimées chaque mois entre 1990 et 2004. Les rentabilités calculées à la date t des portefeuilles de l'échantillon SE1 sont régressées sur une constante, le β_m et la dispersion des prévisions des analystes. Le coefficient reporté, $\gamma_{i,t}$ est la moyenne des 180 coefficients chronologiques multipliée par 10^2 .

γ_0	γ_1	γ_2	R ²
0.152 (0.440)	0.532 (1.496)		14.71%
0.376 (1.067)	0.554 (1.541)	-4.287 (-3.083)**	21.61%

Table 3.8.d- Estimation et test du modèle (3.30) pour SE2

Les régressions en coupe transversale de Fama MacBeth sont estimées chaque mois entre 1995 et 2004. Les rentabilités calculées à la date t des portefeuilles de l'échantillon SE2 sont régressées sur une constante, le β_m et la dispersion des prévisions des analystes. Le coefficient reporté, $\gamma_{i,t}$ est la moyenne des 120 coefficients chronologiques multipliée par 10^2 .

γ_0	γ_1	γ_2	R^2	γ_0	γ_1	γ_2	R^2
0.783 (2.245)**	0.458 (1.135)		32.97%	0.577 (1.515)	0.272 (0.773)		16.55%
1.089 (3.235)**	0.492 (1.230)	-10.817 (-4.037)**	46.89%	0.812 (2.178)**	0.263 (0.750)	-4.961 (-2.493)**	22.47%

La régression des rentabilités en excès des portefeuilles sur les bêtas et les dispersions des portefeuilles conduit à des conclusions qui vont dans le sens des conclusions tirées de la régression des rentabilités en excès des titres sur les bêtas et les dispersions des titres (modèle (3.25)). Cependant, nous remarquons que contrairement à l'analyse faite sur les titres individuels, pour les portefeuilles de titres, les coefficients de détermination sont plus élevés et l'introduction de la variable relative à la dispersion augmente le pouvoir explicatif du modèle.

1.14 Conclusion

L'objectif de cette étude était de tester le modèle du CCAPM avec croyances hétérogènes présenté par Jouini et Napp (2007) en utilisant des données de marché. La formule du CCAPM avec croyances hétérogènes est donnée par la formule du CCAPM standard diminuée d'un terme égal à la moyenne pondérée par les tolérances au risque des degrés d'optimisme/pessimisme des agents, l'idée étant de voir si le modèle avec croyances hétérogènes a un pouvoir explicatif plus fort que le modèle classique et d'analyser l'impact de l'hétérogénéité sur les rentabilités des titres.

Puisque les tolérances au risque et les degrés d'optimisme des agents sur le marché ne sont pas observables, pour rendre cette formule testable nous avons fait deux hypothèses simplificatrices. D'abord, nous avons supposé que l'optimisme d'un agent par rapport à un actif est le résultat de deux effets : l'un effet dû à l'agent et l'autre dû à l'actif. Ensuite, nous avons supposé que les individus translatent de façon proportionnelle l'incertitude concernant les bénéfices vers celle concernant les rentabilités.

Sous ces conditions, nous avons montré que la formule du CCAPM en présence d'hétérogénéité est simplement donnée par la formule du CCAPM classique à laquelle vient s'ajouter un terme supplémentaire qui dépend de la divergence d'opinions mesurée par la dispersion des prévisions faites par les analystes financiers.

$$CCAPM_{\text{Hétérogénéité}} = CCAPM_{\text{standard}} - l * \text{Dispersion des prévisions} \quad \text{avec}$$

$$l = \lambda \frac{\sum_i \theta_i \alpha_i}{\sqrt{\text{Var}_i(\alpha_i)}}$$

A travers l'estimation de ce modèle, nous avons cherché à connaître le signe du coefficient associé à cette dispersion dans le but de voir si la prise en compte de la divergence d'opinions conduisait à une augmentation ou à une diminution des primes de risque des actions.

L'étude a porté sur différents échantillons de titres. Plusieurs régressions en coupe transversale ont été estimées selon la procédure de Fama et MacBeth (1973) à deux étapes. Ces régressions ont été faites aussi bien sur des titres individuels que sur des portefeuilles de titres.

Les résultats obtenus ont montré l'existence d'une relation négative significative entre les rendements des titres et le niveau d'hétérogénéité des anticipations, mesuré par la dispersion des prévisions des analystes financiers; le taux de rentabilité en excès requis pour un titre caractérisé par une forte dispersion des prévisions est inférieur à celui d'un titre caractérisé par une faible dispersion. La prise en compte de la dispersion des prévisions des analystes conduit ainsi à une diminution de la prime de risque des actions.

Ce résultat indique la présence d'un biais d'optimisme au niveau des analystes. Ce biais a été mis en évidence par plusieurs études empiriques qui ont montré que les analystes présentent un optimisme excessif, tant pour les recommandations que pour les prévisions de bénéfices. (Fried et Givoly, 1982 ; O'Brien, 1988 ; Francis et Philbrick, 1993 ; Kang, O'Brien, et Sivaramakrishnan, 1994 ; Dreman et Berry, 1995 ; Debondt et Thaler, 1995; Easterwood et Nutt, 1999). Cet optimisme est notamment dû aux conflits d'intérêts auxquels sont exposés les analystes. Les sociétés suivies sont en effet des clients ou des clients potentiels des établissements bancaires, qui emploient les analystes, ce qui a pour effet d'exercer une pression implicite sur les analystes les poussant à maintenir des avis favorables concernant ces sociétés. Les pressions que subissent les analystes ne viennent pas uniquement de leurs employeurs. Le maintien de bonnes relations avec les sociétés suivies en vue d'avoir accès à des informations privées peut aussi expliquer les prévisions optimistes des analystes.

L'optimisme des analystes, induit par plusieurs facteurs environnementaux, ne reflète donc pas le niveau d'optimisme de l'ensemble des intervenants sur le marché. D'où la nécessité de mettre en place une mesure du degré individuel d'optimisme/pessimisme qui soit indépendante de l'influence de tout facteur environnemental.

Chapitre 4. Is there a “pessimistic” bias in individual beliefs? Evidence from a simple survey*

1.15 Introduction

Abel (2002) and Jouini and Napp (2006, 2007) show that the presence of a pessimistic bias in individual beliefs (in the sense that the probability of good outcomes is underestimated and the probability of bad outcomes is overestimated) leads to a higher risk premium and a lower risk-free rate in financial markets equilibrium models. This effect is particularly interesting in light of the risk-premium and the risk-free rate puzzles. More generally, it is an important issue to determine whether individuals exhibit a behavioral bias toward pessimism in their beliefs, in an investment opportunities framework. The aim of this paper is to shed light on the possible presence of such a bias. More precisely, we consider a very simple investment-like situation, on which individuals have no influence and that has a direct impact on their well-being, and we analyze if individuals tend to underestimate their probability of gain.

Previous works related to this issue include empirical studies of professionals' economic forecasts as well as psychological surveys and the main conclusion is toward optimism. However, it has been repeatedly argued in the literature that professionals' forecasts may be biased by environmental factors¹³. In psychology, the notion of pessimism that has been considered so far is based on a negative conception of personal life (personal pessimism) and/or life in general (general pessimism). These notions are not well adapted to our purpose. Indeed, personal pessimism measures how individuals perceive their future and they clearly have an influence on this future. General pessimism measures how individuals perceive the future in general through items¹⁴ that do not have a clear direct impact on their well-being.

In this paper, we analyze the answers of a sample of 1,540 individuals to the following question “Imagine that a coin will be flipped 10 times. Each time, if heads, you win 10€. How many times do you think that you will win?” We shall consider answers that are below the objective average of five as resulting from a form of pessimism. We shall refer to this form of

□ Ce chapitre fait l'objet d'un article de recherche coécrit avec Elyès Jouini et Clotilde Napp

¹³ See, e.g., Schipper (1991), McNichols and O'Brien (1997), Abarbanell and Lehavy (2003), Darrough and Russell (2002).

¹⁴ For instance, in Wenglert and Rosen (2000), the items are among others “There will be a third world war”, “The unemployment rate shall fall”, “Life expectancy shall increase”,...

pessimism as “pure-hazard introspective pessimism” (PHIP). “Introspective pessimism” refers to the fact that our approach is introspective and different from a choice-theoretic approach in the sense that we elicit individual beliefs through verbal expression and not through pairwise choices. Implicit in such an approach is the assumption that these beliefs result from a cognitive process. “Pure-hazard pessimism” refers to the fact that we are interested in individual beliefs in the face of “pure hazard”, represented by lotteries, and not in the face of events whose outcomes the individuals can influence.

The chapter is organized as follows. We start in Section 2 by presenting the survey instrument. Section 3 is devoted to the presentation of the different concepts of pessimism considered in the literature as well as our notion of “pure-hazard introspective pessimism”. Section 4 deals with the results and possible interpretations. Section 5 concludes.

1.16 Survey instrument (Data collection)

The survey was conducted face-to-face in the field by professional interviewers experienced for in-person surveys. These include both undergraduate and graduate students, as well as non-students under the management of senior field work supervisors and senior staff members. Interviewers are trained in general and project-specific interviewing techniques, such as maintaining objectivity, reading questions as written, and securing respondent cooperation. Interviewers were continuously monitored during data collection for quality assurance.

The sample consists of adults, between 22 and 55 randomly chosen and yielded 1,540 responses¹⁵. We have chosen a large enough sample size in order to run cross-sectional analysis.

The questionnaire consists of essentially five parts.

In the first part, the participant is supposed to be offered the opportunity of entering a heads or tails game in one draw where he/she wins 10 Euros if heads occur. After the first two questions that deal with the willingness to participate in a game of chance and why (religious grounds, etc.), in the third question, the individuals are asked to reveal the maximum amount that they are willing to pay in order to participate. The aim of this question is to elicit the level

¹⁵ We obtained similar results on smaller samples (236 individuals) of undergraduate and graduate students in management and mathematics.

of individual absolute risk aversion. The data issued from this question shall be analyzed in the next chapter.

In the second part, the participant is supposed to be offered the opportunity of entering a heads or tails game in ten draws. More precisely, a coin is being tossed 10 times; each time heads occurs, the participant is supposed to get 10€. The participant is then asked for his/her own estimation, according to his/her experience and his/her luck, of the number of times heads will occur, i.e., how many times (out of 10) he/she thinks he/she is going to win (and get 10€).

The third part deals with questions as in Barsky et al. (1997) permitting to elicit the level of individual relative risk aversion. The data shall be analyzed in the next chapter.

The fourth part deals with optimism/pessimism questions as in Wengler and Rosen (2000). The aim of this part is to analyze the correlation between our PHIP with a standard measure of pessimism in psychology. It includes 16 items concerning personal events (*I will have a happy life, I will keep my best friends, . . .*) and 15 items concerning general events (*there will be a third world war, the unemployment rate shall fall, life expectancy shall increase, etc.*). For each item, individuals are asked about the importance granted to the considered event (between -10 and +10), as well as its “judged” probability of occurrence (between 0 and 100). For negatively formulated questions, the participants had sometimes trouble interpreting the question about the importance granted to the event, due to the negative scaling. The interviewer then split the question into two successive ones: (1) is this event positive or negative for you (do you wish that it happens)? and (2) how important is it for you (give an answer between 0 and 10)?

The fifth part deals with personal questions, such as gender, age, marital status, employment status, education, and income.

1.17 Pessimism

Before analyzing the answers to this survey, we will present the different concepts of pessimism considered in the literature and we will discuss our methodology in light of these different approaches.

In theoretical models, the notion of pessimism is related to the way a subjective distribution departs from the objective one. However, there are many ways to transform a given objective distribution into a subjective one and to define related concepts of pessimism.

Common to all these notions¹⁶ is the fact that an individual is said to be pessimistic if his subjective distribution is “less favourable” than the objective one, in the sense that it puts more (resp. less) weight on the bad (resp. good) states of the world. A typical example of a pessimistic individual is the one for which the subjective distribution of a given payoff is given by $\mathcal{N}(m, \sigma^2)$, whereas the objective distribution is given by $\mathcal{N}(M, \sigma^2)$ with $m < M$. More generally, all notions of pessimism have in common that a pessimistic transformation lowers the mean of the distribution under consideration.

From the empirical and experimental point of view, the concept of pessimism has been analyzed in relation with four different disciplinary fields: financial economics, accounting, psychology and decision theory.

In financial economics empirical studies, an individual is said to be pessimistic if his/her forecasts of given economic variables (like earnings, dividends, GDP, consumption, etc.) lie significantly below the true value. These studies focus on forecasts of “professionals” (the participants are analysts, economists from industry, government, banking, etc.) and have led to different results depending on the contexts. Fried and Givoly (1982), O’Brien (1988), Francis and Philbrick (1993), Kang et al. (1994) and Dreman and Berry (1995) provide evidence that analysts’ forecasts on earnings are overly optimistic and the converse result is obtained about professional forecasts on GDP in Giordani and Söderlind (2006). However, as underlined by Schipper (1991), Mc Nichols and O’Brien (1997), Abarbanell and Lehavy (2003), Darrough and Russell (2002), professionals’ forecasts may be biased by environmental factors¹⁷.

Since our aim is to evaluate optimism/pessimism caused by human biases that might be typical of all economic agents, we have chosen to adopt a survey based on hypothetical scenarios in order to avoid environmental effects like the insider bias effect of analysts. Indeed, with hypothetical questions, environmental factors and incentives (e.g. unique to analysts) are absent and human psychological bias is more clearly evident.

¹⁶ For instance, in the Subjective Expected Utility setting, Abel (2002) proposes to relate pessimism to First order Stochastic Dominance (FSD) and Jouini-Napp (2008) propose to relate it to the Monotone Likelihood Ratio (MLR) dominance of Landsberger and Meilijson (1990), or to the central riskiness property of Gollier (1995, 1997). In Rank-Dependent Utility models, different notions of pessimism have been introduced, which correspond to a FSD shift (Chateauneuf et al., 2005), or to a MLR shift (Wakker, 2001).

¹⁷ For example, it has been advocated that many analysts are employed by brokerage firms, so forecast optimism is consistent with their incentives to promote the purchase of stock or maintain access to top executives at the firms they follow. More recently, the positive bias in analysts’ forecasts have been associated with Kahneman and Lovallo’s (1993) insider bias (e.g., Darrough and Russell, 2002).

In accounting, Affleck-Graves et al. (1990), Maines and Hand (1996), Calegari and Fargher (1997) and Gillette et al. (1999) designed experimental studies in order to identify possible sources of forecasts bias. Subjects are given, in varying contexts, a certain number of data on the EPS or dividends of a given asset and are asked to forecast the next EPS or the next dividends. The framework is compatible with our notion of pessimism as a transformation of a given distribution. However, the approach and the aims of these different papers are quite different from ours. Indeed, these papers aim at measuring individuals' ability to forecast or at analyzing how individuals react to the release of information. Hence the adopted approach is not suitable in order to measure what we refer to as pessimism. These authors find that the forecasts exhibit significant positive bias and conclude that there is an optimism bias. But from our point of view and let aside the problem that the random variable to be forecasted is too complex, these data do not correspond to something owned by the participants, high values for the next EPS are neither “good” nor “bad” for the respondent, and henceforth the prediction errors can not be considered as a measure of the degree of optimism or pessimism. They only reflect the way individuals extrapolate future terms of a partially observed series of numbers.

For our purpose, the pessimism measure should lead to consider as pessimistic individuals that underweight “good” states of the world and overweight “bad” states of the world. This implies that in order to elicit the presence of pessimism, one should consider situations in which states of the world are identified as unambiguously good (resp. unambiguously bad) and clearly correspond to good (resp. bad) outcomes for the individuals.

In psychology, the notion of pessimism is much more general than in the previously mentioned financial economics and accounting papers. A first set of measures, initiated by Youmans (1961), is based on the definition of optimism and pessimism as reflecting positive and negative outcome expectancies. In this spirit, one of the most popular measures is Scheier and Carver's (1985) Life Orientation Test (LOT)¹⁸. Typical questions include “*In uncertain times, I usually expect the best*” or “*If something can go wrong for me, it will*”. Respondents are asked to rate the extent of their agreement with these items. In contrast to expectancy-based measures, attributional measures, like Peterson et al.'s (1982) Attributional Style Questionnaire (ASQ) (see also Peterson and Villanova, 1988) provide a more indirect assessment of optimism and pessimism; for each event (e.g., “*you have been looking for a job unsuccessfully for some time*”), respondents are asked to write down one major cause for why

¹⁸ as well as its derived versions (ELOT, Chang et al., 1997, LOT-R, Scheier et al., 1994)

that event occurred. Individuals who perceive that good things happen to them because of internal, stable and global factors are considered to have an optimistic explanatory style.

Wenglert and Rosen (2000) measured optimism through answers to questions about personal life (20 questions) as well as the world in general (20 questions). In each group of questions, half of the questions were associated to “good” (resp. “bad”) events that might occur in the future. Participants are asked about the “judged” probability of occurrence and about a measure of the importance granted to the considered event. Typical questions are “*do you think that you will have a happy life?*” or “*do you think there will be a third world war in the next thirty years?*”. The correlation between “judged” probability of occurrence and importance measures the level of optimism. Focusing on each group of questions, one obtains a measure of personal optimism as well as a measure of general optimism. The authors obtain an average level of personal optimism of 0.596 and an average level of general optimism of 0.336. They also obtain that women are more pessimistic than men.

This approach has the following advantages. It considers pessimism as an individual characteristic and the introduction of the questions on the importance granted to the event permits to measure it in a context that is directly related to the individual. Besides, it is interesting to be able to distinguish between personal and general pessimism. However, from our point of view, an important drawback of these psychological approaches is that they are not rigorously linked to the concept of pessimism in financial or economic theory, which, as seen above, is related to the transformation of an objective distribution. Moreover, it seems that other feelings than optimism/pessimism interfere when one is to answer a question like “*do you think you will have a happy life?*”. Indeed, among others, self esteem, pride, etc. might bias the answer.

This is why we need an approach that leads to a direct measure of the level of optimism/pessimism and that does not involve other individual characteristics or feelings like overconfidence, self-esteem, loss aversion, risk aversion, regret, doubt, etc. Furthermore questions on lotteries, instead of life in general, seem to be more adapted to our purpose since our aim is to determine if pessimism affects investors beliefs and how in a financial or economic framework, and lotteries are usually considered as a simple way to model financial investment opportunities.

Finally, even if we are not in the same theoretical framework, we have to mention experimental studies initiated by Tversky and Kahneman (1992) in order to calibrate models of Prospect Theory and to determine the shape of the probability weighting function. They all

agree on an inverse S-shaped probability weighting function, which means that it overweights unlikely (extreme) outcomes and underweights outcomes with a medium or large probability relative to the objective probability. To our knowledge, no clear-cut conclusion has been drawn regarding pessimism.

In order to get rid of these overweighting and underweighting effects and to focus on the concept of pessimism itself, we need a lottery with equiprobable outcomes.

To summarize, one would need a questionnaire based on a hypothetical lottery with equiprobable outcomes and for which some outcomes are identified as unambiguously good for the individual (resp. some others as unambiguously bad).

According to these constraints, we chose the following simple question “what is your own estimation, according to your experience and your luck, of the number of times heads will occur, i.e., how many times (out of ten) do you think you are going to win (and get the ten Euros)?”

This question will permit to have a direct measure of the degree of pessimism/optimism of the individual in a financial gains context. The event “heads occurs” corresponds to a gain for the individual, it is therefore legitimate to consider it as a good event for the individual and the subjective probability associated to this event as a measure of the individual optimism.

Pessimistic individuals are then those for which bad outcomes have a higher “judged” probability than the objective probability. We shall refer to this notion of pessimism as “pure-hazard introspective pessimism” (PHIP). “Introspective pessimism” refers to the fact that our approach is introspective and different from a choice-theoretic approach in the sense that we elicit individual beliefs through verbal expression and not through pairwise choices. Implicit in such an approach is the assumption that these beliefs result from a cognitive process. “Pure-hazard pessimism” refers to the fact that we are interested in individual beliefs in the face of “pure hazard”, represented by lotteries, and not in the face of events whose outcomes the individuals can influence.

Such a measure of Pure-Hazard Introspective Pessimism can be directly estimated by the number of times $x_i \in \{0, \dots, 10\}$ that the individual i thinks he is going to win (the subjective probability that the individual associates to the event “heads occurs” is then given by $\pi_i = \frac{x_i}{10}$). Indeed, a value of x_i below the objective value of 5 should be considered as a

form of pessimism. More precisely, our PHIP measure for individual i is given by the distance of x_i to 5 ($PHIP_i = \frac{x_i - 5}{5}$).

We do not consider this measure based on only one question as a way to determine the individual level of pessimism in a general setting. However, we want to observe whether there is a clear departure from the objective value of 5, which would reflect a behavioral pessimistic bias.

This simple lottery also has other advantages. First, lotteries are usually considered as a simple and good way to model financial investment opportunities. In particular, individuals have no influence on the outcomes and these outcomes have a direct impact on the individuals' well-being. Second, in the simple context of a unique binary lottery, all decision theory models can be reduced to the choice of a given subjective probability and all concepts of pessimism (as well as all concepts of dominance) are equivalent. This means that we need not adopt a specific model nor a specific concept of pessimism in order to elicit the presence of pessimism in individual beliefs. Third, the introduction of the ten times procedure is intended to provide the individuals with a simple framework, helping them to reveal their subjective probability associated to the event “heads occurs”. However, the framework is simple enough in order to maximize transparency and cognitive ease for the subjects. Therefore, divergence among agents cannot result from a divergent understanding of the framework. All agents should have the same understanding of the situation and their answers ought to differ only through different psychological evaluations of the probabilities. Besides, we refer to real life experiences (heads or tails) and we do not define the lotteries by the explicit distribution of the payoffs, in order to let room for free interpretation.

Note that the respondents do not have monetary incentives when answering the questions, as is often the case in experiments. This can be seen as a drawback of our method of data collection; because respondents are not staking actual funds on the investment, there is no way to reliably assess whether their actual behavior would mimic their answers. This applies equally well of course to all previous studies using survey questions involving thought experiments. Fortunately, however, there is evidence that for simple (choice) problems respondents do not need real incentives to reveal their preferences. Camerer and Hogarth (1999) present a theory describing when payments can be expected to make a large difference and when not. The main conclusion is that payments increase the effort that is made by the respondent. This can be highly relevant for complex or tedious tasks, but our respondents are

only presented with a short and very simple questionnaire on lotteries. It does not seem that our respondents are bored or disinterested, so the need for increasing their effort by monetary incentives is only small. Finally, there is in our framework a specific problem linked to financial incentives. Indeed, since the focus of our study is the elicitation of individual beliefs, the reward should be related to the accuracy of the predictions. Now, either the participants are confronted with “real lotteries”, which means that they truly receive the outcomes, but in this case, payments for correct forecasts could generate diversification behavior: for instance, in our heads or tails setting, people expecting the best (heads will occur) will forecast the worst (tails) in order to win money in both cases (the good outcome if heads occurs and the reward for the correct forecast if tails occurs) even if they believe that heads will occur. The answers would then involve pessimism as well as risk aversion (or utility curvature), and, as we have already mentioned it, this is what we want to avoid. Another possibility would be to confront the participants with hypothetical scenarios and to only reward the question on their beliefs, but in such a situation, it is likely that participants would tend to focus on the rewarded task, which is the accuracy of the prediction and would tend to neglect the lottery itself so that the “good” outcome would not be felt as good anymore by the participants.

As mentioned in Hartog et al. (2002), there is a special problem linked to non-response and response with zero “judged” probability of winning. Indeed, zero “judged” probability of winning can truly reflect strong pessimism but it can also signal that the individual refuses, on ideological or religious grounds, to participate in the imaginary lottery. To avoid this problem, we have started our survey by asking the individuals whether they are willing to participate in a game of chance.

We also adopted in the survey an approach similar to Wengert and Rosen (2000) in order to compare our results with previous ones obtained in the psychological literature.

1.18 The results and possible interpretations

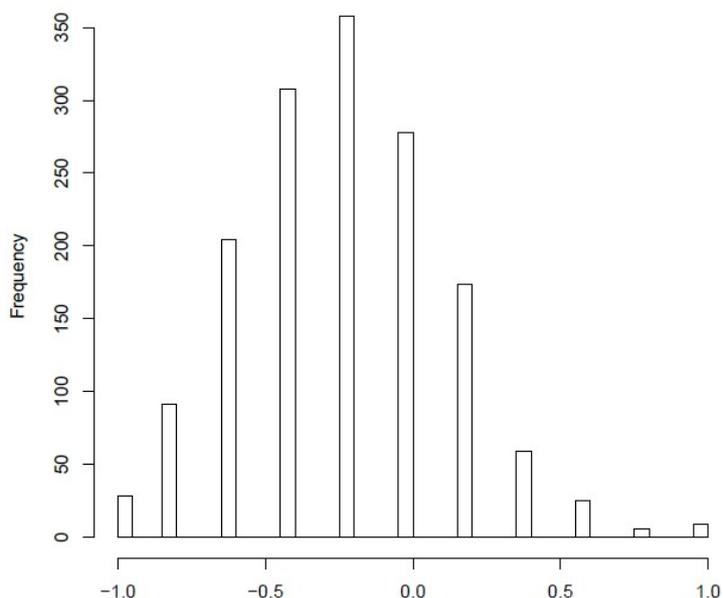
We are interested in the notion of PHIP itself (its distribution among individuals, its mean, standard deviation,...), in its links with other demographic variables, such as gender, income, age, etc., as well as in its links with other notions of pessimism already introduced in the psychological literature (personal, general).

1.18.1 Pure-hazard introspective pessimism (PHIP)

Figure 4.1 shows the distribution of our measure of optimism among individuals and provides a few descriptive statistics. We can first observe that there is a great heterogeneity in the level of pessimism among agents.

Figure 4.6. Distribution of PHIP

This figure represents the distribution of “pessimism” across our sample. A value of -1 (resp. 1) corresponds to people who think that they will never (resp. always) win at the heads or tails game. The value of -0.2, which is endowed with the largest frequency of individuals, corresponds to people who think that they will win (or heads will occur) 4 times out of 10.



Min	1 st Qu.	Median	Mean	3 rd Qu.	Max.	Std. Dev
-1.000	-0.400	-0.200	-0.215	0.000	1.000	0.352

This result is consistent with previous results on subjective expectations, even in situations where the individuals have access to the same information (see, e.g., Gillette et al. (1999)). This heterogeneity comes from a different subjective processing of information. In Gillette et al. (1999), this different processing of information in a dynamic setting is linked to heuristics like the anchoring effect or the gambler’s fallacy. In empirical studies on professional forecasts, it is linked, as we have underlined it, to the insider bias. In our context, the questionnaire has been designed in order to avoid all these effects and the pessimism seems then to be a primitive individual characteristics. It would be interesting to analyze the origin of such a behavioral pessimism through psychological studies.

For the considered sample of 1 540 individuals, the mean value for the measure of optimism is equal to -0.215 . Equivalently, the mean value for the number of times (out of 10) the individual announces he is going to win is equal to 3.925 or the mean subjective probability of gain is equal to 0.3925. Moreover, 75% of the individuals give an answer below 5. It is significant and quite striking to observe that when asked about how many times he/she is going to win at a heads or tails game in ten draws, an average individual does not answer 5 times as he/she should if thinking under the objective probability, but answers slightly less than 4 times. This means that, with our notion of pure-hazard introspective pessimism, the individuals in our sample are on average pessimistic. This result is in favour of the existence of a behavioral bias towards pessimism in individual beliefs. The same results have been obtained on a sample of undergraduate and graduate students in management and mathematics (236 individuals). Besides, notice that when individuals are asked¹⁹ about the number of times (out of 10) they think “heads” will occur without associated gains, the average answer is 5 as expected and 90% of the answers are exactly 5. This would mean that our results are not related to numerical skills or to knowledge of elementary probability.

Our result on the average level of “pessimism” is significantly different from empirical studies on analysts’ earnings forecasts. However, as we have seen above, there are many convincing possible explanations to account for an optimism bias in earnings forecasts, specific to analysts (Darrough and Russell, 2002; McNichols and O’Brien, 1997; Schipper, 1991). Our result is nevertheless consistent with Giordani and Söderlind (2006), who do not deal with earnings but with variables for which the previous bias does not hold.

Our result is also significantly different from empirical psychological studies, which conclude to an optimistic bias. This can be explained by the fact that they consider a much more general setting while we focus on an investment-like situation.

In forecast experiments, Affleck-Graves et al. (1990) (see also Calegari and Fargher, 1997; Gillette et al., 1999; Maines and Hand, 1996) show that the forecasts are more pessimistic in market sessions (where the agents hold an asset and receive the corresponding dividends) than in the non-market sessions, which can be interpreted as reflecting some form of pessimism in our sense, i.e., in situations where the outcomes have a direct impact on the individual well-being. Moreover, in Stevens and Williams (2003), it is shown that individuals systematically underreact to positive and negative information and that the underreaction is

¹⁹ The sample for this observation is different from the initial one and much smaller.

greater for positive information than negative information, which can also be interpreted as some form of pessimism. This is also confirmed by Taylor (1991), who finds that “negative information is weighted more heavily than positive information”. Notice that such a behavior could possibly account for the presence of some PHIP in individual beliefs. In other words, pessimistic individuals in our survey would be those who put more weight on all the times they have lost at heads or tails than on the times they have won.

1.18.2 Cross-sectional analysis of PHIP

The Shapiro-Wilk normality test rejects the assumption according to which the distribution of PHIP follows a Gaussian law ($(W = 0.934, p - value = 2.2 e^{-16})$). since the law of PHIP is unknown, in order to study the link between our measure of pessimism and the demographic variables, we made our analysis based on non-parametric tests.

The average level of pessimism is equal to -0.237 (3.815) for women and 0.192 (4.04) for men, hence women in our sample and for our notion of pessimism, are more pessimistic than men (see Figure 4.2). This is confirmed by a Wilcoxon test ($W = 2.8 \times 10^5$; $p - value = 1\% < 5\%$)

By sorting the individuals into age classes, and by computing the average value for our measure of pessimism for each class, we obtain the results presented in table 4.1, which show a decreasing relationship between optimism and age. Spearman’s and Kendall’s tests confirm an increasing relation between age and pessimism, even though the $Rh\hat{o}$ and the Tau are small ($S = 6.7 \times 10^8$, $Rh\hat{o} = -0.08$, $p - value = 0.01$ and $Z = -3.6$, $Tau = -0.06$, $p - value = 10^{-4}$)

As far as income is concerned, our initial sample is slightly modified (from 1 540 to 1 328 individuals) since some individuals refused to answer (74) and this data is missing for some others (138). We divide our sample of 1 328 individuals into seven income classes. It seems on the means by class that there is an increasing relationship between optimism and income (Table 4.2). The Kruskal-Wallis test indicates that these variables are linked ($KW = 14$, $df = 6$, $p - value = 3\%$) and that pessimism decreases with income.

It is interesting to notice that our measure of pessimism has the properties usually granted to risk aversion, i.e., it is greater for women than for men, it increases with age and decreases with income.

Figure 4.7. Distribution of PHIP by gender

This figure represents the distribution of pessimism across women (resp. men).

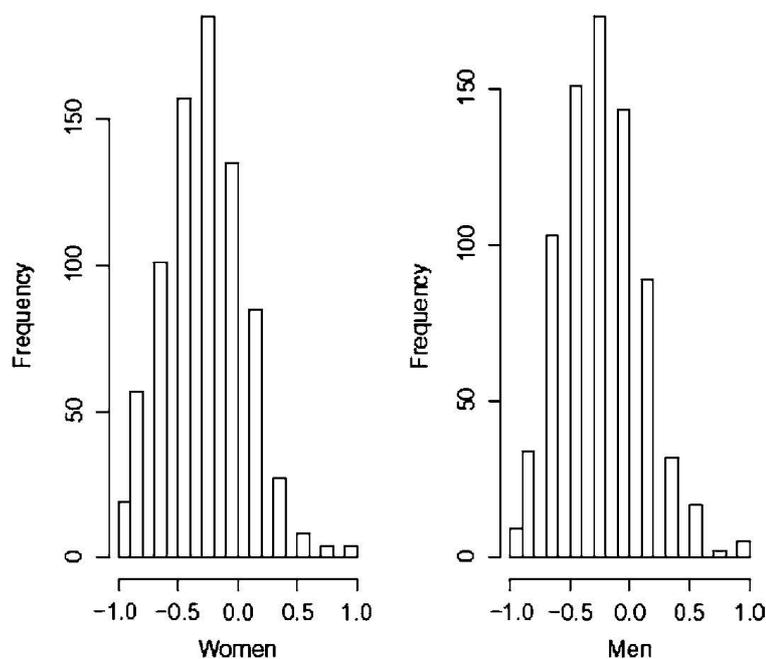


Table 4.9. PHIP and age

This table synthesizes the distribution of “pessimism” by age range. The sample of 1540 individuals is divided into six age classes and the average level of pessimism is computed for each class.

Age band	(0,25]	(25, 30]	(30, 35]	(35, 40]	(40, 45]	(45, 50]
Mean	-0.149	-0.192	-0.228	-0.245	-0.227	-0.248
Median	-0.200	-0.200	-0.200	-0.200	-0.200	-0.200
Min.	-1.000	-1.000	-1.000	-1.000	-1.000	-1.000
Max.	1.000	1.000	1.000	1.000	0.800	1.000
Std Deviation	0.395	0.362	0.359	0.328	0.324	0.331
No. of Observation	191	372	292	289	230	166

Table 4.2. PHIP and income

This table reports the average level of pessimism by income class. The sample of 1328 individuals is divided into seven income groups and the average level of pessimism is computed for each group

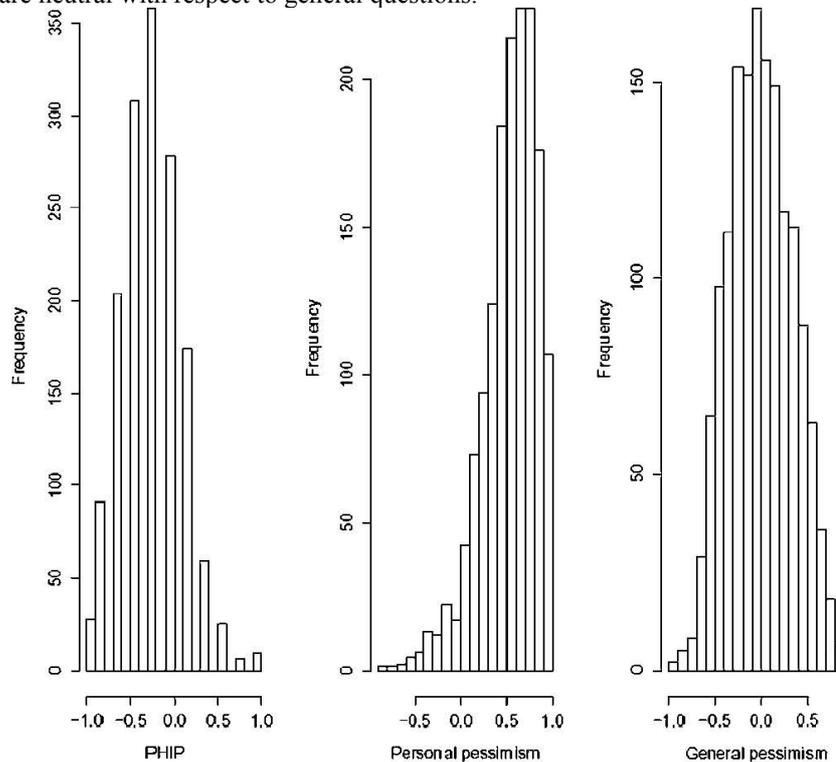
Income	≤200	(200, 400]	(400, 600]	(600, 800]	(800, 1000]	(1000, 1500]	> 1500
Mean	-0.295	-0.320	-0.233	-0.187	-0.231	-0.200	-0.207
Median	-0.200	-0.200	-0.200	-0.200	-0.200	-0.200	-0.200
Min.	-0.800	-1.000	-1.000	-1.000	-1.000	-1.000	-1.000
Max.	0.400	0.400	0.800	1.000	0.600	0.800	1.000
Std Deviation	0.315	0.305	0.337	0.363	0.308	0.374	0.401
No. of Observation	19	160	317	402	229	74	53

1.18.3 PHIP, personal pessimism and general pessimism

For our considered sample of 1 540 individuals, the respondents exhibit personal optimism and are almost neutral with respect to general events (Figure 4.3). Wenglert and Rosen (2000), that deal with a sample of 183 individuals, also obtain personal optimism, with a level of 0.596, which is almost similar to ours. They also obtain, as we do, a level of general optimism (0.336) which is lower than the level of personal optimism (0.596). The difference with our results is that they obtain general optimism whereas we obtain general neutrality.

Figure 4.8. PHIP, personal pessimism and general pessimism

This figure represents the distribution of the different measures of pessimism across our sample. As it can be easily seen, individuals in our sample exhibit a pessimistic bias when facing pure-hazard, an optimistic bias when facing questions related to their future and are neutral with respect to general questions.



	Min	Max	Mean	Std. Dev.
PHIP	-1.000	1.000	-0.215	0.352
Personal Pessimism	-0.819	0.988	0.537	0.293
General Pessimism	-0.968	0.865	-0.004	0.342

We have analyzed the link between the three different notions of pessimism, our notion of pessimism (*PHIP*) and the two standard notions of pessimism in psychology (personal pessimism and general pessimism). Table 4.3 shows that there is some increasing

relationship between *PHIP* and personal pessimism as well as between personal and general pessimism.

Table 4.11. Results of Kendall’s, Spearman’s and Pearson’s tests

This table presents a few statistics about the link between the three different measures of individuals’ pessimism (when facing pure-hazard, when facing questions related to their own future and when facing general questions)

	Kendall’s Tau	Spearman’s Rhô	Pearson Correlation
PHIP / Pers. Pessimism	0.14*	0.19*	0.14*
PHIP / Gen. Pessimism	-0.03	-0.04	0.03
Pers. Pess / Gen. Pess	0.11*	0.17*	0.21*

*: significantly different from 0

Moreover, three questions in the questionnaire on personal pessimism have attracted our attention: “you have no chance to win at a lottery game” (Q1), “you have no chance to be selected for a television game” (Q2), and “you will win one day at the promo sport”²⁰ (Q3), since intuitively, they should have a link with our notion of PHIP.

Table 4.4 shows that there is a decreasing relationship between (Q1) and PHIP as well as between (Q2) and PHIP, and an increasing relationship between (Q3) and PHIP, which seems natural. However these relations are not very strong.

Table 4.12. Link between PHIP, (Q1), (Q2), (Q3)

This table presents a few statistics about the link between individuals’ pessimism when facing pure hazard and their answers to questions that are present in more general psychological surveys and that are also somehow related to pure-hazard situations: “you have no chance to win at a lottery game” (Q1), “you have no chance to be selected for a television game” (Q2), and “you will win one day at the promo sport” (Q3)

	Kendall’s Tau	Spearman’s Rhô	Pearson Correlation
PHIP / Q1	-0.23*	-0.30*	-0.30
PHIP / Q2	-0.21*	-0.27*	-0.27
PHIP / Q3	0.15*	0.19*	0.20

*: significantly different from 0

1.19 Conclusion

It is an important issue for economic and finance applications to determine whether individuals exhibit a behavioral bias toward pessimism in their beliefs, in a lottery or more generally in an investment opportunities framework. In this study, we have analyzed the answers of a sample of 1,540 individuals to the following question “Imagine that a coin will

²⁰ The promospot is a game of chance dealing with sport results.

be flipped 10 times. Each time, if heads, you win 10€. How many times do you think that you will win?”

In this study, we have shown that there is a pessimistic behavioral bias in individual beliefs in a simple lottery context and we have denoted it by pure-hazard introspective pessimism (PHIP).

The mean score we obtained is about 3.9. It is quite striking that in our simple lottery, individuals announce that heads will occur (and that they will win) less than four times out of 10. In other words, individuals have a higher (resp. lower) judged probability for bad (resp. good) events. We interpreted this result as a pessimistic bias. It is interesting to notice that if there is no gain associated to the coin tossing, then the average answer is 4.9 and 90% of them answer exactly 5 as expected, which would mean that the exhibited pessimistic bias cannot be explained by a wrong elementary probability inference. It is also interesting to notice that when the question is on 100 flips (instead of 10) the average score is about 10 times the one obtained on 10 flips. This seems to confirm the fact that answers reflect judged probabilities rather than risk aversion or other risk related notions.

The very simple lottery we adopted in the survey has permitted to show the presence of pessimism without having to refer to a specific decision-theoretical model.

The concept of PHIP is different from the concepts of personal and general pessimism previously introduced in the psychology literature even if there is a significant link between all these concepts. We have obtained with our notion of pessimism that men are less pessimistic than women and that the level of pessimism increases with age and decreases with income.

Chapitre 5. Are risk averse agents more optimistic? A Bayesian estimation approach*

1.20 Introduction

Jouini and Napp (2007) analyze the impact of beliefs heterogeneity on the CCAPM, and in particular to which extent this departure from the standard model can account for the well known risk premium and risk free rate puzzles. In their model, as well as in Abel (1989) and Calvet et al. (2002), the representative agent level of pessimism, which is shown to be given by the risk tolerance weighted average level of pessimism, plays an important role on the expression of the risk premium and the risk free rate. An agent is said to be pessimistic if he/she under-estimates the average rate of return of the risky assets and it is shown in the mentioned papers that the difference between the market price of risk in the standard setting and in the heterogeneous beliefs setting is precisely given by representative agent level of pessimism. This implies that the value of the risk tolerance weighted average level of pessimism is of particular importance in order to understand the nature of the impact of beliefs heterogeneity on the CCAPM. In a more general way, it is interesting to determine and understand the nature of the link between risk tolerance and pessimism, which are two important variables in decision theory.

In the setting of a Subjective Expected Utility (SEU) model, risk aversion is measured by the curvature of the utility function and optimism is characterized by the individual subjective probability. Risk aversion and individual subjective probability completely determine the individual decision-making behavior, at least locally. The SEU model is particularly well adapted to the aggregation problem.

From an empirical point of view, these two notions are hard to disentangle. For instance, in the context of lotteries, which is often used to measure the risk aversion level, the reservation price of a risk averse (resp. risk tolerant) and unbiased individual is empirically indistinguishable from the reservation price of a risk-neutral and pessimistic (resp. optimistic) individual; there is here an identification problem that confounds data interpretation.

In this study, we start from a lottery survey, in which data on both risk aversion (reservation price) and subjective beliefs (subjective probabilities) is available in the same

[□] Ce chapitre fait l'objet d'un article de recherche coécrit avec Elyès Jouini, Jean Michel Marin, Clotilde Napp et Christian Robert.

context. In the setting of a SEU model, this survey enables us to disentangle both notions and to infer about the individual levels of optimism and of risk aversion.

Our aim is to analyze the link between optimism and risk aversion in a subjective expected utility setting and to estimate the average level of optimism when weighted by risk tolerance. The estimation of this quantity leads to a nontrivial statistical problem. We start from a large lottery survey. We assume that individuals have true unobservable characteristics and that their answers in the survey are noisy realizations of these characteristics. We adopt a Bayesian approach for the statistical analysis of this problem and use an hybrid MCMC approximation method to numerically estimate the distributions of the unobservable characteristics. We emphasize that we do not pretend to compute a precise level of optimism of the consensus belief in a general setting but rather to determine whether there is a clear spread between the weighted and unweighted averages, which would indicate a behavioral correlation between optimism and risk aversion and a bias at the aggregate level.

The chapter is organized as follows. Section 2 presents the data as well as the measures of individual optimism and risk aversion. Section 3 presents the statistical estimation. Section 4 concludes.

1.21 The data

We start from answers to a survey conducted face-to-face in the field by professional interviewers. We recall that the sample is made of adults, between 22 and 55, that are randomly chosen, and yielded 1,536 responses. The questionnaire consists of essentially five parts and was presented in the previous chapter.

We derive individual measures of risk aversion and of optimism from the answers to the survey.

1.21.1 Optimism measure

We recall that we derive a measure of the degree of optimism from the answers to the first question of the second part of the questionnaire “*Imagine that a coin will be flipped 10 times. Each time, if head, you win 10€. What is your own estimation, according to your experience and your luck, of the number of times head will occur, i.e. how many times (out of ten) do you think you are going to win (and get 10€)?*” This measure of optimism is directly given by the number of times x_i that the individual i thinks he is going to win. An optimistic

individual is characterized by a value of x_i above the objective value of 5 and the distance to 5 measures the intensity of his optimism.

This measure is obviously compatible with the definition of optimism as a transformation of the objective distribution into a more favorable one. Indeed, the subjective probability of individual i associated to the favorable event “head occurs” is approximated by $\pi_i = \frac{x_i}{10}$ and an optimistic individual is characterized by a π_i strictly higher than 0,5. We will use this measure of individual subjective probability when determining a measure of risk aversion in the framework of Subjective Expected Utility.

1.21.2 Risk-aversion measures

As far as risk aversion is concerned, we recall that absolute risk aversion is defined by the quantity $A(c) = -\frac{u''(c)}{u'(c)}$, whereas relative risk aversion is defined by $R(c) = -c \frac{u''(c)}{u'(c)}$, where u denotes the agent’s utility function.

Before presenting our measure of risk aversion, we start by a brief review of the empirical literature on risk tolerance/risk aversion.

1.21.2.1 Review of literature on risk aversion

Risk-aversion in decision making intuitively corresponds to the fact that when facing choices with comparable returns, agents tend to choose the less risky alternative. This feature has been largely studied. Essentially, three central questions have been addressed: the magnitude of absolute/relative risk aversion, the DARA (decreasing absolute risk aversion) and IRRA (increasing relative risk aversion) hypotheses, and more recently, the relationship between risk aversion and demographic variables (such as age, gender, education, race, religion, marital and parental status, employment status, wealth, income). There is to our knowledge no study on the relationship between risk aversion and pessimism.

At least four methods of measuring risk tolerance have been adopted: asking about investment choices, asking a combination of investment and subjective questions, assessing actual behavior, and asking hypothetical questions with carefully specified scenarios.

A good example of the Investment choices measure is the Federal Reserve Board’ Survey of Consumer Finances (SCF), analyzed for instance in Sung and Hanna (1996). This

involves a question related to how much risk a respondent is willing to take for investments. The second type of measures involves asking a combination of investment and subjective questions. Mitra (1995), Grable and Lytton (1999) and various financial companies on their web sites have examples of this type of measure of risk tolerance. One major drawback of these two methods is that they are not rigorously linked to the concept of risk aversion/tolerance in economic theory.

The third type of approach consists in deriving a measure of risk aversion from observed behavior. Several types of data have been used for such estimation including consumption and savings data, insurance purchases data, historical stock market return data, households assets allocation, etc. Empirical estimates of the relative risk aversion vary substantially, depending on the data, assumptions and estimation methods (Hansen and Singleton, 1983 ; Hurd, 1989 ; Hall, 1988 ; Attanasio and Weber, 1989 ; Mankiw, 1981 ; Skinner, 1985 ; Szpiro, 1986 ; Zeldes, 1989 ; Friend and Blume, 1975 ; Palsson, 1996 ; Guiso et al., 1992 ; Halek and Eisenhauer, 2001). The results obtained with this approach first suffer from a usually small number of data. Besides, the results could be quite sensitive to many real life aspects that are unrelated to risk aversion.

The most recent approach in order to measure risk aversion is experimental, aiming at deriving a measure of risk aversion from answers to hypothetical scenarios.

Barsky et al. (1997), Halek and Eisenhauer (2001) and Hanna, Gutter and Fan (1998) derived a measure of relative risk aversion using questions of the Health and Retirement Study (HRS). Participants in these studies were asked to respond about their willingness to gamble on lifetime income. This question was asked to the participants for different values of λ : *Suppose you are the only income earner in the family and you have a good job guaranteed to give you your current (family) income every year for life. You are given the opportunity to take a new and equally good job, with a 50-50 chance it will double your family income and a 50-50 chance it will cut your (family) income by $(1 - \lambda)\%$. Would you take the new job?*

An important feature of these studies is that the gambles involve lifetime income. The questions separate the respondents into distinct preference categories. Moreover, assuming that relative risk aversion is constant over the relevant region, the categorical responses bound the values of relative risk aversion.

This measure has at least two drawbacks. First, respondents might value their current job for reasons other than the income flow associated with it and therefore might be reluctant to switch jobs even for a high expected increase in income. This tends to reduce the risk

tolerance estimator. The second drawback is related to the choice of a specific form of utility function (CRRA).

Guiso and Paiella (2001), Eisenhauer and Ventura (2003), Hartog et al. (2002) derive a direct measure of absolute risk aversion based on the maximum price an individual is willing to pay in order to enter a lottery. A major advantage of this approach is that it provides a point estimate of absolute risk aversion rather than a range.

An innovative approach is Beetsma and Schotman (1997), who analyze behavior of participants in a television game show.

1.21.2.2 Our measure

Adopting an approach similar to Guiso and Paiella (2001), we will use the answers to the question “*What is the maximum amount that you are willing to pay to take part in the one-draw (resp. ten draw) game?*” to derive a measure of the individual level of absolute risk aversion. More precisely, let us denote by $y_{1,i}$ (resp. $y_{10,i}$) the answer of individual i . These quantities are the reservation prices of agent i , which leave him/her indifferent between his/her initial wealth and the expected gain from the game. This means that if we adopt the SEU model and if we let \tilde{X} denote the random payoff associated with the head-tail game in one draw, the answer $y_{1,i}$ satisfies

$$u_i(w_i) = E^i[u_i(w_i + \tilde{X} - y_{1,i})] \quad (5.1)$$

where u_i denotes the utility function of agent i , w_i his/her initial wealth and E^i the expectation operator under his/her subjective probability.

In our framework a relevant measure of risk aversion should take into account the fact that individuals transform the objective distribution. Previous studies embed their measurement of risk aversion in the standard objective expected utility model, whereas we embed ours in the subjective expected utility model. We shall refer to this measure as “corrected risk aversion”.

For instance, in the one draw heads or tails setting, the reservation price $y_{1,i}$ of individual i must then be such that

$$u_i(w_i) = \pi_i u_i(w_i + 10 - y_{1,i}) + (1 - \pi_i) u_i(w_i - y_{1,i}) \quad (5.2)$$

Where π_i denotes his/her subjective probability of the event “heads occurs” leading to the following estimation of the corrected absolute risk aversion of individual i (through a Taylor expansion)

$$\frac{u_i''(w_i)}{u_i'(w_i)} \sim \frac{2(10\pi_i - y_{1,i})}{y_{1,i}^2 - 20y_{1,i}\pi_i + 100\pi_i} \equiv CA_{1,i}^{Taylor} \quad (5.3)$$

This measure has the advantage to be independent of any specific choice for the utility function²¹.

In the case of exponential utility functions, an alternative measure for corrected absolute risk aversion of individual i is given by the solution a_i of

$$1 = \pi_i \exp a_i (y_{1,i} - 10) + (1 - \pi_i) \exp a_i y_{1,i} \quad (5.4)$$

We shall denote it by $CA_{1,i}^{exp}$.

Finally, using the ten draw setting and in the case of exponential utility functions, we obtain another a measure for corrected absolute risk aversion of individual i denoted by $CA_{10,i}^{exp}$ which is given by the solution a_i of

$$1 = \sum_{k=0}^{10} C_{10}^k \pi_i^k (1 - \pi_i)^{10-k} \exp a_i (y_{10,i} - 10k) \quad (5.5)$$

It is easy to obtain through a simple factorization that this equation is equivalent to

$$1 = \pi_i \exp a_i \left(\frac{y_{10,i}}{10} - 10 \right) + (1 - \pi_i) \exp a_i \frac{y_{10,i}}{10} \quad (5.6)$$

To our knowledge, our analysis is the first one to take into account individuals' subjectivity on the probabilities of occurrence of a gain or loss. Indeed, in all experimental approaches in which individuals are confronted with choices between lotteries, or willingness to pay questions, the objective probabilities are taken as the true ones. For instance, in Guiso and Paiella (2001), when the individual is told to have a chance of 1 over 10 of winning, one does not take into account, both in the interpretations of the results and in the inferred levels of risk aversion, the fact that some people believe that they are lucky and overweight their probability of winning while others do the opposite. The same remark holds for empirical approaches. For instance, Eisenhauer and Halek (2001) estimate the level of risk aversion using life insurance data. The underlying model assumes an age based estimated probability of mortality, i.e. assumes that all people in the same age class share the same objective

²¹ However, it is valid only when the terms $\frac{\max[y_{1,i}, (10-y_{1,i})]^k u_i^{(k)}(w_i)}{u_i'(w_i)}$ are small for $k \geq 3$. This is, in particular, the case for power utility functions and initial wealth large enough with respect to the lottery gains.

estimation of their probability of mortality, whereas it is intuitive that the estimation of one’s probability of mortality is subjective and highly dependent upon one’s optimism.

A possible drawback of our approach is that we use a simple question (or more precisely two simple questions) to elicit individual risk attitudes. Our method does not have the refinements and variations that can be used in experimental design, such as applied by Binswanger (1980, 1981) or Barsky et al. (1997). Nevertheless, it has the advantage of simplicity and one knows that in experimental approaches the questions need to be simple and easily understandable.

The survey contains various questions that involve risk aversion or optimism. In order to elicit one of these characteristics, the classical procedure would be a regression based on all the questions related to that characteristic. However, our aim is to determine both characteristics in the same context in order to disentangle the two notions and to obtain a measure of risk aversion that is corrected by the level of optimism. For this reason, we have chosen to determine a measure of the individual levels of optimism and risk aversion from the answers to the questions about the game in ten draws only and then to verify their consistency with the answers to other questions in the survey.

1.21.3 Consistency of the data

In this Subsection we shall make sure that the collected data are consistent. Test methods and values are provided in Appendix C.1.

Let us first check the consistency of the announced reservation prices data between the game in one time and the game in ten times. Agents with low one draw reservation prices should have a low ten draw reservation price. We test the comonotonicity across the agents of these two prices. Kendall’s Tau is equal to 0.437 and Spearman’s Rho is equal to 0.538, the correlation is significant at the 0.01 level.

We also check that the three measures of absolute risk aversion that can be computed under the objective probability, as in the literature, (i.e. by solving equations 5.3, 5.4 and 5.6 for $\pi_i = \frac{1}{2}$) are consistent in the sense that they rank individuals similarly. We test the comonotonicity across the agents of these three measures denoted respectively OA_1^{Taylor} , OA_1^{exp} and OA_{10}^{exp} (see appendix C.1.1)

We obtain that the three measures of absolute risk aversion under the objective probability are higher for women, increase with age and decrease with income as in Guiso and Paiella (2001), Donkers et al. (2001), Hartog et al (2002), Powell and Ansic (1997), Eisenhauer and Ventura (2003).

As far as relative risk aversion is concerned, we find (see Appendix C.1.2) that women are more risk averse (as in Eisenhauer and Halek, 2001, Barsky et al., 1997, Cohn et al., 1975, Palsson, 1996, Jianakoplos and Bernasek, 1998, Hariharan et al., 2000) and that relative risk aversion increases with age (as in McInish, 1982, Morin and Suarez, 1983, Riley and Chow, 1992, Palsson, 1996, Schooley and Worden, 1996, Wang and Hanna, 1997, Barsky et al., 1997).

We verify that the answers to the question on the reservation price are compatible with those on relative risk aversion. By definition, relative risk aversion is equal to the product of absolute risk aversion by individual wealth. We consider individual income as a proxy for individual wealth. Since relative risk aversion is a qualitative variable (individuals are sorted into seven groups), we establish the consistency between relative and absolute risk aversion measures through a comonotonicity test between relative risk aversion and the product of absolute risk aversion by the mean of the income band (see Appendix C.1.3).

Finally, as far as the corrected risk aversion measures CA_1^{Taylor} , CA_1^{exp} and CA_{10}^{exp} are concerned, we test (in Appendix C.1.4.) comonotonicity across the agents of these three measures. Kendall’s and Spearman’s tests show that there are increasing relationships between the three measures of absolute risk aversion.

1.22 Statistical estimation

In this section we adopt a Bayesian approach (see, e.g., Robert, 2001) for the estimation of the average of the subjective probabilities weighted by the risk tolerance. We also estimate the unweighted average of the subjective probabilities.

The estimation of these quantities is interesting at the individual level, and can help to understand the nature of the link between risk aversion and optimism. Indeed, the correlation between risk aversion and optimism is easily deduced from the difference between these two quantities.

Moreover, the estimation of the weighted and unweighted averages of the individual beliefs is of particular importance at the collective level. Indeed, in the setting of collective risk-taking decisions with heterogeneous beliefs (and SEU), this average subjective belief

represents the consensus of the group. Analogously, in CCAPM-like equilibrium models with heterogeneous beliefs (and SEU), the weighted average of the individual beliefs represents the belief of the representative agent. The determination of the consensus belief, or more precisely of the extent to which it differs from the unweighted average of the subjective beliefs, is then particularly interesting.

We do not pretend here to be able to compute precise and reliable individual and collective levels of risk aversion or of optimism. We are interested in observing whether there is a clear spread between the weighted and unweighted averages, which would indicate a behavioral correlation between optimism and risk aversion and a bias at the aggregate level. In particular, it is well-known that willingness-to-pay questions are biased but this bias should not induce by itself a correlation between optimism and risk aversion.

1.22.1 Descriptive statistics

The results on the measure of optimism have been studied in the previous chapter. We recall here the main features of this analysis. For the considered sample of 1536 individuals, the mean value for the number of times the individual thinks he is going to win is equal to 3.93. It is significant and quite striking to observe that when asked about the number of times he is going to win at a head and tail game for ten draws, an average individual does not answer 5 times as he should if thinking under the objective probability, but answers slightly less than 4 times. This result is in favor of the existence of a behavioral bias towards pessimism in individual beliefs.

Regarding risk aversion, the average announced price the participants are willing to pay to enter the lottery in 10 draws is 11.96 € which, as expected, is lower than the average subjectively expected payoff. However some agents announced a reservation price higher than their subjectively expected gain hence have a negative corrected risk aversion. This can be shown if we focus on the probabilities and prices that we denoted respectively by x_i and $y_{10,i}$ (in the next, for the sake of notation ease, we will denote this last variable by y_i) and if we represent them on a diagram. Figure 5.2 contains a jitter²² representation of this diagram. There are 55 points such that $y/100 = x/10$ and 40 points such that $y/100 > x/10$.

²² The jitter representation is used to improve the rendering on samples on grids by introducing a slight perturbation that exhibits the number of points at each location on the grid.

Through a cross sectional analysis, we obtain that the link between the corrected absolute risk aversion and gender, age and income are not significant. Test values are provided in the Appendix C.2.

As far as the link between optimism and risk aversion is concerned, we observe on Figure 5.2, that there is a negative link between non corrected risk aversion and optimism, leading us to conclude that risk aversion (in the usual sense) decreases with optimism. This correlation is confirmed as statistically significant by Kendall and Spearman tests (see table 5.1). This is clearly understandable since the more optimistic an individual, the lower his non-corrected risk aversion. In other words, the non-corrected measure of risk aversion contents a great dose of pessimism. This negative correlation does not hold for corrected risk aversion. On the contrary, we verified through Spearman’s and Kendall’s tests ($Tau = 0.78$, $Rho = 0.9$) that the average of the corrected risk aversion for a given level of optimism significantly increases with the level of optimism (see Table 5.2). This is in favor of a positive correlation between risk aversion (in our sense) and optimism.

Figure 5.9. JITTER representation of the dataset

This figure reports on the horizontal axis the maximum price individuals are willing to pay in the game with ten draws and on the vertical axis the number of times they think that they will win.

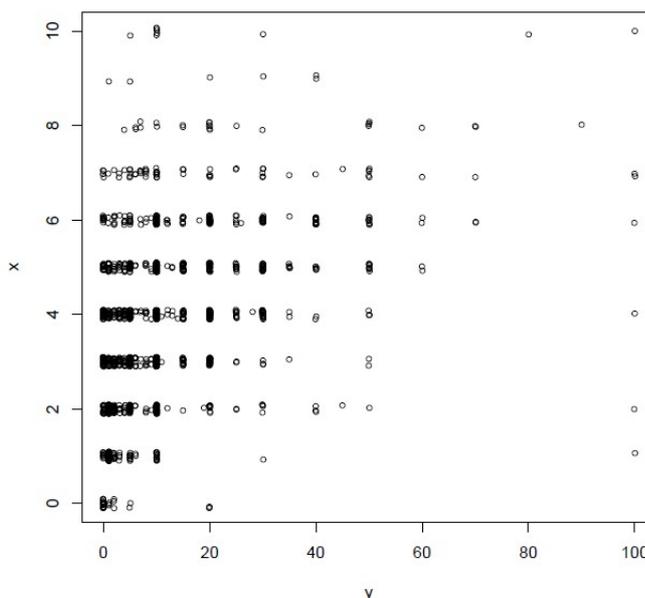


Table 5.13. Average level of risk aversion under the objective probability for a given level of x

This table reports the average level of absolute risk aversion under the objective probability for a given level of x (number of times the individual thinks he is going to win).

Kendall’s Tau is equal to -0.611 and Spearman’s Rho is equal to -0.63 which indicates a negative link between optimism and corrected risk aversion.

x_i	$E[OA_i x_i]$
1	4.059194
2	2.235851
3	1.384685
4	1.080963
5	0.994686
6	0.636293
7	0.736905
8	0.428462
9	1.498405

Table 5.14. Average level of corrected risk aversion for a given level of x

This table reports the average level of corrected risk aversion for a given level of x (number of times the individual thinks he is going to win).

Kendall’s Tau is equal to 0.78 and Spearman’s Rho is equal to 0.9 which indicates a positive link between optimism and corrected risk aversion.

x_i	$E[CA_i x_i]$
1	0.7732720
2	0.8224625
3	0.7881803
4	0.8831758
5	1.1054212
6	0.9278274
7	1.4897416
8	1.0668114
9	5.1140936

1.22.2 The Bayesian model

Our aim is to determine and to understand the nature of the link between optimism and risk aversion. More precisely, we want to estimate the average level of optimism weighted by the risk tolerance as well as the unweighted average.

The estimation of these quantities is important for both following reasons. First, since the difference between the weighted average and the unweighted average of the individual level of optimism is precisely given by the covariance between risk tolerance and optimism, the estimation of these averages will give us the nature of the correlation between risk tolerance and optimism. The determination of this correlation should shed some light on the determinants of the level of optimism and/or risk aversion at the individual level. Second, the estimation of the weighted average of the individual beliefs is of particular importance at the collective level. Indeed, in the setting of collective risk-taking decisions with heterogeneous beliefs (and SEU), this average subjective belief represents the consensus of the group (see Gollier, 2003). Analogously, in CCAPM-like equilibrium models with heterogeneous beliefs (and SEU), the weighted average of the individual beliefs²³ represents the belief of the representative agent (see Rubinstein, 1976, Detemple and Murthy, 1994, Calvet et al., 2002, Abel, 1989, Zapatero, 1998, Jouini and Napp, 2006, 2007, Li, 2006). This consensus belief plays a crucial role on the Pareto optimal risk sharing rules and on the equilibrium properties. In particular, a pessimistic consensus belief might help in explaining the risk premium and risk-free rate puzzles.

The main problem we encounter is related to the fact that some observations correspond to risk-neutral or even risk-seeking behavior. In fact, as shown in previous subsection, there is a non negligible number of individuals for which $y/100 = x/10$ (i.e. zero corrected risk aversion and infinite corrected risk tolerance) or even $y/100 > x/10$ (i.e. negative corrected risk aversion and risk tolerance).

The presence of such individuals raises some specific problems. For these individuals, the risk tolerance level is infinite or negative, and with such infinite or negative weights, the weighted sum is not a weighted average any longer. Furthermore, we can not simply eliminate these observations; indeed, the individuals for which $y/100$ is near $x/10$ are those for which the corrected risk tolerance level is high, hence they are heavily weighted in the considered average. Finally, such observations are incompatible with the classical assumptions of decision theory and CCAPM-like equilibrium models.

²³ When agents are assumed to have log utilities, this corresponds to the wealth weighted average belief.

For all these reasons, a specific treatment of the data needs to be undertaken. One should bear in mind the fact that any slight modification of an observation such that $y/100$ is near $x/10$ has a strong impact on the risk tolerance level and then on the weight in the considered average.

Note that the presence of risk-seeking or risk-neutral individuals in the panel is not surprising.. Similar results have been obtained in the literature (Guiso and Paiella, 2001, Eisenhauer and Ventura, 2003, Hartog et al., 2002). Moreover, the amount considered in this study is relatively small (100 Euros versus 0 Euro), so that one cannot expect to find much concavity in the utility function. In other words, it is not surprising to find risk-seeking behaviors for such small amounts. However, our aim is to provide a proxy for the risk aversion in real life situations and it is natural to assume that this “real life” risk aversion is positive. Furthermore, at the equilibrium and at least locally, the agents are necessarily risk averse. For this reason, we propose to interpret both risk neutrality and risk seeking as resulting from noise.

More precisely, we adopt the following approach. We assume that individuals have true unobservable characteristics (π_i, p_i) , where π_i corresponds to the subjective probability of success at each draw and p_i corresponds to the price that the individual is willing to pay for the ten draw game normalized to one (i.e. divided by 100). Their answer (x_i, y_i) is then interpreted as a noisy realization of (π_i, p_i) .

We suppose that $(x, y) = ((x_1, y_1), \dots, (x_n, y_n))$ is a set of independent realizations such that

$$(x_i, y_i) | (\pi_i, p_i) \sim \mathcal{B}(10, \pi_i) \otimes \mathcal{B}(100, p_i)$$

where n is equal to 1536.

We now follow a Bayesian strategy to infer about the parameter (π_i, p_i) , first defining a prior distribution on this parameter as

$$f_{(\pi, p)}(\pi_i, p_i) = \frac{\pi_i^{a-1} (1 - \pi_i)^{b-1} p_i^{c-1} (1 - p_i)^{d-1} (\pi_i - p_i)^e}{g(a, b, c, d, e)} \mathbb{I}_{0 < p_i < \pi_i < 1} \quad (5.7)$$

where a, b, c, d, e are positive constants and

$$g(a, b, c, d, e) = B(a + c + e, b)B(c, e + 1) + \sum_{i=1}^{\infty} \frac{(-d + 1) \times \dots \times (-d + i)}{i!} B(a + c + e + i, b)B(c + i, e + 1)$$

is the normalizing constant of the probability density (5.7).

We have then

$$f((x_1, y_1, \pi_1, p_1), \dots, (x_n, y_n, \pi_n, p_n) | a, b, c, d, e) = \prod_{i=1}^n \left[C_{10}^{x_i} \pi_i^{x_i} (1 - \pi_i)^{10 - x_i} \mathbb{I}_{\{0, \dots, 10\}}(x_i) C_{100}^{y_i} p_i^{y_i} (1 - p_i)^{100 - y_i} \mathbb{I}_{\{0, \dots, 100\}}(y_i) \frac{\pi_i^{a-1} (1 - \pi_i)^{b-1} p_i^{c-1} (1 - p_i)^{d-1} (\pi_i - p_i)^e}{g(a, b, c, d, e)} \mathbb{I}_{]0, 1[}(\pi_i) \mathbb{I}_{]0, \pi_i[}(p_i) \right] \quad (5.8)$$

which is a joint distribution on the data (x, y) and on the parameter. The Bayesian estimation is based on the so-called posterior distribution of the parameter, which simply is the conditional distribution of this parameter given the data, $f_{(\pi, p)}(\pi_1, p_1, \dots, \pi_n, p_n | x, y, a, \dots, e)$.

The sample $(\pi, p) = ((\pi_1, p_1), \dots, (\pi_n, p_n))$ is not observed and, in addition, we first assume that the so-called hyperparameters a, b, c, d, e are also unknown and thus need to be estimated from the data (x, y) (using similar Bayesian principles).

Once (a, b, c, d, e) is estimated, we want to estimate the average subjective probability weighted by the risk tolerance as well as the unweighted average subjective probability. For a given pair (π, p) , the associated level of risk aversion $z(\pi, p)$ is defined as the solution in z of

$$\pi \exp(z(p - 1)) + (1 - \pi) \exp(zp) - 1 = 0 \quad (5.9)$$

which is the analog of Equation (5.6). Hence, based on the data (x, y) , we want to estimate the ratio $\mathbb{E}[\pi/z(\pi, p)]/\mathbb{E}[1/z(\pi, p)]$, which is given by

$$\mathfrak{I} = \frac{\int_0^1 \left(\int_0^u \left[\frac{u}{z(u, v)} \right] \frac{u^{a-1} (1-u)^{b-1} v^{c-1} (1-v)^{d-1} (u-v)^e}{g(a, b, c, d, e)} dv \right) du}{\int_0^1 \left(\int_0^u \left[\frac{1}{z(u, v)} \right] \frac{u^{a-1} (1-u)^{b-1} v^{c-1} (1-v)^{d-1} (u-v)^e}{g(a, b, c, d, e)} dv \right) du} = \frac{\mathfrak{I}_3}{\mathfrak{I}_4}$$

The natural Bayes estimate of this ratio is then the posterior expectation, $\mathbb{E}[\mathfrak{I}_3/\mathfrak{I}_4 | x, y]$ (see Robert, 2001, Chapter 2).

The unusual prior distribution for (π, p) given in (5.7) is inspired from Beta distributions that are the conjugates of binomial distributions, the additional term $(\pi_i - p_i)^e$ being chosen for integrability reasons. Indeed, near the diagonal, we have that $z(\pi, p) \sim \pi - p$ and thus the nature of the integrals \mathfrak{I}_3 and \mathfrak{I}_4 depends on the position of e with respect to zero.

We will also estimate the unweighted average level of optimism \mathfrak{I}_1 as well as the unweighted average level of risk aversion \mathfrak{I}_2 , respectively given by

$$\mathfrak{I}_1 = \frac{\int_0^1 \left(\int_0^u \frac{u^a (1-u)^{b-1} v^{c-1} (1-v)^{d-1} (u-v)^e}{g(a, b, c, d, e)} dv \right) du}{\int_0^1 \left(\int_0^u \frac{u^{a-1} (1-u)^{b-1} v^{c-1} (1-v)^{d-1} (u-v)^e}{g(a, b, c, d, e)} dv \right) du}$$

$$\mathfrak{I}_2 = \frac{\int_0^1 \left(\int_0^u z(u, v) \frac{u^{a-1} (1-u)^{b-1} v^{c-1} (1-v)^{d-1} (u-v)^e}{g(a, b, c, d, e)} dv \right) du}{\int_0^1 \left(\int_0^u \frac{u^{a-1} (1-u)^{b-1} v^{c-1} (1-v)^{d-1} (u-v)^e}{g(a, b, c, d, e)} dv \right) du}$$

1.22.3 Parameter estimation and numerical results

To complete the definition of the prior distribution, we also introduce the following exponential prior on the hyperparameters:

$$a, b, c, d, e \sim \text{Exp}(1).$$

Once the prior and the sampling distributions selected, we can formally draw inference about the true parameters (π_i, p_i) by computing their posterior distribution, that is, their distribution conditional on the observations, and using this distribution as a complete summary of the information available on the (π_i, p_i) 's (Robert, 2001). In practice, it is however quite complex to derive exactly the posterior distribution of a pair (π_i, p_i) , given that this derivation implies the integration of all the other parameters conditional on the whole sample (x, y) . We therefore need to resort to an approximate method, based on the simulation of Markov chains, namely the Markov Chain Monte Carlo (MCMC) method (Robert and Casella, 2004). Gibbs sampling is one of the most popular MCMC schemes. Its principle is quite straightforward: when faced with the simulation of a multivariate distribution

$g(\theta_1, \dots, \theta_p)$ ($p > 1$), generate instead successively from the full conditionals $g_i(\theta_i | \theta_{-i})$ and let the corresponding Markov chain converge to the limiting distribution $\pi(\theta)$. In our case, the implementation of this principle translates into the generation of the (π_i, p_i) 's given (a, b, c, d, e) and (x, y) , and of (a, b, c, d, e) given the (π_i, p_i) 's and (x, y) . More precisely, the conditional independence relations imply that we simulate successively from ($1 \leq i \leq n$)

- $f_{(p,\pi)}(\pi_i, p_i | \dots) \propto \pi_i^{a+x_i-1} (1 - \pi_i)^{b+10-x_i-1} p_i^{c+y_i-1} (1 - p_i)^{d+100-y_i-1} (\pi_i - p_i)^e \mathbb{I}_{0 < \pi_i < p_i < 1}$;
- $f_a(a | \dots) \propto \frac{1}{g(a, b, c, d, e)^n} \exp\left(-\left(1 - \sum_{i=1}^n \log(\pi_i)\right)a\right) \mathbb{I}_{]0, \infty[}(a)$;
- $f_b(b | \dots) \propto \frac{1}{g(a, b, c, d, e)^n} \exp\left(-\left(1 - \sum_{i=1}^n \log(1 - \pi_i)\right)b\right) \mathbb{I}_{]0, \infty[}(b)$;
- $f_c(c | \dots) \propto \frac{1}{g(a, b, c, d, e)^n} \exp\left(-\left(1 - \sum_{i=1}^n \log(p_i)\right)c\right) \mathbb{I}_{]0, \infty[}(c)$;
- $f_d(d | \dots) \propto \frac{1}{g(a, b, c, d, e)^n} \exp\left(-\left(1 - \sum_{i=1}^n \log(1 - p_i)\right)d\right) \mathbb{I}_{]0, \infty[}(d)$;
- $f_e(e | \dots) \propto \frac{1}{g(a, b, c, d, e)^n} \exp\left(-\left(1 - \sum_{i=1}^n \log(\pi_i - p_i)\right)e\right) \mathbb{I}_{]0, \infty[}(e)$;

Note that the dataset (x, y) only appears in the conditional distribution $f_{(p,\pi)}$. This is due to the hierarchical nature of the model that implies that (a, \dots, e) is independent of (x, y) given the $(\pi_i - p_i)$'s.

These distributions are moreover far from standard and their simulation requires another level of MCMC technology, namely the replacement of the exact simulation with a Markov step which guarantees convergence to the proper distribution. The corresponding algorithm is called hybrid MCMC and works as described in the Appendix B.

We however abstain from reporting the full simulation experiment corresponding to this setting as it provides a non-identifiability conclusion on the parameter e . Indeed, the chain is always converging to a value of e very close to 0. This is particularly worrying because the parameter e has been introduced in order to ensure the finiteness of \mathfrak{I}_3 and \mathfrak{I}_4 . A value of $e = 0$ would have been more natural for the distribution of (π, p) given the choice of binomial distributions for $(x_i, y_i) | (\pi_i, p_i)$. In order to examine this problem, we study instead the sensitivity of the model to changes in e . More precisely, we will fix different small values

for e hoping that the ratio $\frac{\mathfrak{I}_3}{\mathfrak{I}_4}$ will remain stable when e goes to zero even if we know that \mathfrak{I}_3 and \mathfrak{I}_4 will diverge.

When setting the value of e to 0.1, 0.05, and 0.01, running an hybrid MCMC algorithm leads to a highly stable estimation of the other parameters. The results of this simulation for $e = 0.01$ are presented in Figures 5.3 and 5.4 while the Bayesian estimates of a, b, c, d are given in table 5.3 for the different chosen values of e . The estimates are quite close and the mixing behavior of the MCMC chains seems to be fairly impervious to changes in e . We are therefore satisfied with this proxy to the full parameter estimation scheme and in the next we will retain a value of 0.01 for e .

Table 5.15. MCMC estimates of a,b,c,d
Empirical means over the last 190000 points in the MCMC sample out of 200000 iterations.

e	\hat{a}	\hat{b}	\hat{c}	\hat{d}
0.1	4.6305	8.5007	0.7207	3.1777
0.05	4.5005	8.2155	0.7142	3.2730
0.01	4.7623	8.5973	0.7283	3.6653

Figure 5.10. $e = 0.01$: evolution of the hybrid MCMC sample over 150 000 iterations

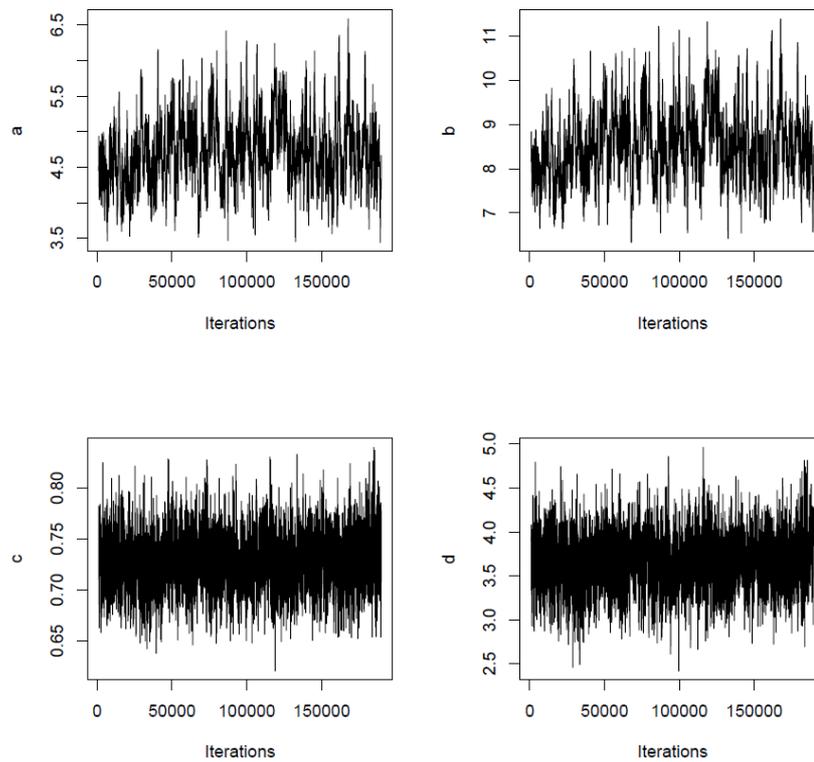
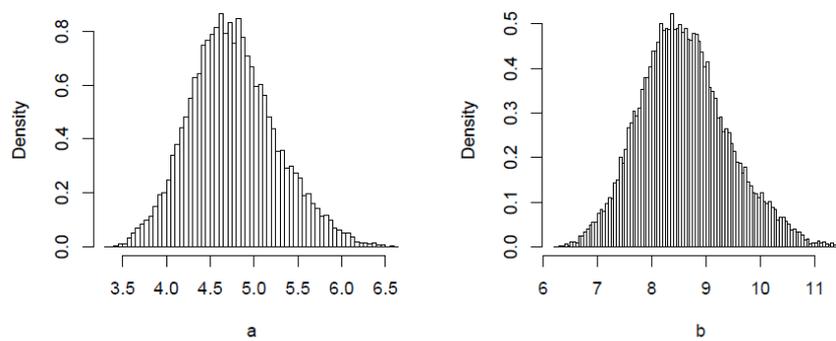
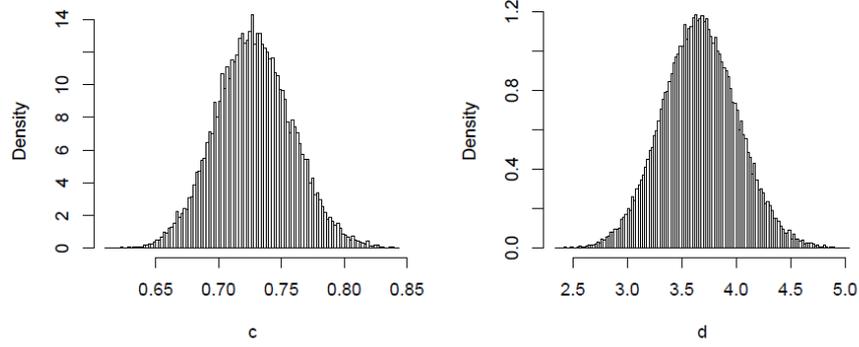


Figure 5.11. $e = 0.01$: histograms of the last 150 000 MCMC iterations





Now, for a given sample (x, y) , we want to estimate the quantity

$$\mathfrak{I} = \frac{\int_0^1 \left(\int_0^u \left[\frac{u}{z(u, v)} \right] \frac{u^{a-1} (1-u)^{b-1} v^{c-1} (1-v)^{d-1} (u-v)^e}{g(a, b, c, d, e)} dv \right) du}{\int_0^1 \left(\int_0^u \left[\frac{1}{z(u, v)} \right] \frac{u^{a-1} (1-u)^{b-1} v^{c-1} (1-v)^{d-1} (u-v)^e}{g(a, b, c, d, e)} dv \right) du} = \frac{\mathfrak{I}_3}{\mathfrak{I}_4}$$

Since this ratio depends on the unknown parameters (a, b, c, d) , e being fixed, the natural estimator is the Bayes posterior expectation conditional on the sample (x, y) , $\mathbb{E}[\mathfrak{I}|(x, y)]$. There is however a difficulty in that both integrals \mathfrak{I}_3 and \mathfrak{I}_4 are not available in closed form. We thus resort to separate evaluations of both integrals, with \mathfrak{I}_3 and \mathfrak{I}_4 estimated by importance sampling in order to ensure finite variance estimates (Robert and Casella, 2004). The importance distribution we use is a Dirichlet $\mathcal{D}(\psi, e - \epsilon, \lambda)$ with $\psi > 0$, $e - \epsilon > 0$ and $\lambda > 0$, and density

$$v_i^{\psi-1} (u_i - v_i)^{e-\epsilon-1} (1-u_i)^{\lambda-1} \Gamma(\psi + e - \epsilon + \lambda) / (\Gamma(\psi) \Gamma(e - \epsilon) \Gamma(\lambda))$$

due to the similarity with the target distribution and the warranty of a finite variance. The importance sampling estimates of both integrals are therefore

$$\tilde{\mathfrak{I}}_3 = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \frac{u_i^{a_i} (1-u_i)^{b_i-1} v_i^{c_i-1} (1-v_i)^{d_i-1} (u_i - v_i)^e / g(a_i, b_i, c_i, d_i, e)}{z(u_i, v_i) v_i^{\psi-1} (u_i - v_i)^{e-\epsilon-1} (1-u_i)^{\lambda-1} \Gamma(\psi + e - \epsilon + \lambda) / (\Gamma(\psi) \Gamma(e - \epsilon) \Gamma(\lambda))}$$

and

$$\tilde{\mathfrak{I}}_4 = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \frac{u_i^{a_i-1} (1-u_i)^{b_i-1} v_i^{c_i-1} (1-v_i)^{d_i-1} (u_i - v_i)^e / g(a_i, b_i, c_i, d_i, e)}{z(u_i, v_i) v_i^{\psi-1} (u_i - v_i)^{e-\epsilon-1} (1-u_i)^{\lambda-1} \Gamma(\psi + e - \epsilon + \lambda) / (\Gamma(\psi) \Gamma(e - \epsilon) \Gamma(\lambda))}$$

where $((u_1, v_1), \dots, (u_N, v_N))$ is an i.i.d. sample from $\mathcal{D}(\psi, e - \epsilon, \lambda)$ and the (a_i, b_i, c_i, d_i) 's constitute the MCMC sample from the posterior distribution of (a, b, c, d) given (x, y) .

The Bayes estimate of \mathfrak{T} is therefore approximated by the ratio of both importance sampling

Bayes estimates, i.e. $\tilde{\mathfrak{T}}_3 / \tilde{\mathfrak{T}}_4$.

The corresponding estimations of $\mathfrak{T}_1, \mathfrak{T}_2, \mathfrak{T}_3, \mathfrak{T}_4$ and \mathfrak{T} are given in Table 5.4, based on 200000 MCMC iterations. For $e = 0.1$ and $e = 0.05$, we used the last 190000 MCMC iterations in the summation and $\epsilon = 0.01$. For $e = 0.01$, we used only the last 150000 MCMC iterations in the summation and $\epsilon = 0.001$. The estimates of $\mathfrak{T}_1, \mathfrak{T}_2$ and \mathfrak{T} are very stable with respect to the variations of e even if \mathfrak{T}_3 and \mathfrak{T}_4 diverge when e goes to zero.

Recall that the objective probability is 0.5. As shown in Table 5.2, the average subjective probability which is given by \mathfrak{T}_1 is around 0.37. The average subjective probability weighted by the risk tolerance, which is given by \mathfrak{T}_2 , is much lower than \mathfrak{T}_1 and is around 0.3. As far as the link between optimism and risk aversion is concerned, these results indicate the presence of a positive correlation between optimism and risk aversion: more risk-averse individuals are more optimistic.

Table 5.16. MCMC estimates of $\mathfrak{T}_1, \mathfrak{T}_2, \mathfrak{T}_3, \mathfrak{T}_4$ and \mathfrak{T} based on 200, 000 iterations
It is immediate to see that \mathfrak{T}_3 and \mathfrak{T}_4 diverge when e goes to zero while their ratio \mathfrak{T} remains stable.

e	\mathfrak{T}_1	\mathfrak{T}_2	\mathfrak{T}_3	\mathfrak{T}_4	\mathfrak{T}
0.1	0.3770	0.1161	1.2458	4.1281	0.3018
0.05	0.3755	0.1166	3.4904	11.7605	0.2968
0.01	0.3735	0.1153	22.1699	74.6999	0.2967

1.23 Conclusion

In this paper, we have adopted a Bayesian estimation approach in order to analyze the link between risk aversion and optimism and to estimate the risk tolerance weighted average of subjective probabilities (which represents the consensus probability of the group) as well as the unweighted average. In the analyzed survey, while the objective probability is 0.5, the

estimated (equally-weighted) average subjective probability reveals to be around 0.4 and the estimated average subjective probability weighted by the risk tolerance reveals to be around 0.3. It appears then, on our sample, that the group is pessimistic and more pessimistic than the average individual.

We do not pretend that 0.3 represents the collective subjective probability in a general setting, nor that $\frac{0.4-0.5}{0.5} = -0.2$ represents the average level of optimism in all risk-taking situations in a $[-1, 1]$ scale. We only claim that the difference between the unweighted and the risk tolerance weighted averages of subjective probabilities is substantial enough to conclude to a behavioral correlation between optimism and risk aversion. Analogously, the difference between the objective probability and the unweighted average of subjective probabilities is substantial enough to conclude to a behavioral bias toward pessimism at the individual level. As a consequence there should be a bias toward pessimism at the collective level. The impact on the equilibrium characteristics should then be towards an increase of the risk premium and a decrease of the risk-free rate, which is interesting with regard to the risk premium and risk free rate puzzles.

It is a delicate question to identify the origin of the elicited pessimism and correlation between optimism and risk aversion. The observed pessimism might result from an individual learning process, where individuals overestimate bad experiences (see Taylor (1991)) and the intensity of this effect might be related to the individual level of risk aversion. Another possible partial explanation might come from the fact that people are used, with casinos and national lotteries, to getting less than the theoretical average gain in pure hazard games, which leads them to be suspicious and systematically underestimate their probability of success. people seem to be disappointment averse in their choices (Bell, 1985). Disappointment avoidance may reflect a self deception mechanism designed to protect self esteem about decision making ability, i.e. a calculated avoidance of unpleasant future feelings (Joseph et al., 1996, Gollier and Muerman, 2006). The elicited pessimism could be interpreted as defensive pessimism, an anticipatory strategy that involves setting defensively low expectations prior to entering a situation so as to defend against loss of self esteem in the event of failure and here again the intensity of this effect might be related to the individual level of risk aversion. This would require a deeper analysis of the process of belief formation.

Chapitre 6. Aversion au risque et optimisme : l'ébauche d'une approche expérimentale

1.24 Introduction

Dans le précédent chapitre nous avons étudié le lien entre aversion au risque et optimisme dans un contexte purement statique, l'analyse des réponses données par les participants dans le cadre de l'enquête réalisée a montré l'existence d'une corrélation positive entre aversion au risque et optimisme. Dans le présent chapitre nous nous fixons pour objectif d'étudier la nature du lien entre aversion au risque et optimisme dans un contexte dynamique.

Dans le cadre d'un modèle d'équilibre à anticipations rationnelles dans lequel le bruit provient d'une distribution inconnue de l'aversion au risque dans la population, Jouini et Napp (2008) étudie la corrélation entre optimisme et aversion au risque. Ils montrent que lorsqu'un niveau individuel élevé d'aversion au risque est interprété comme un signal d'un niveau moyen élevé d'aversion au risque, les agents les plus averses au risque sont les plus optimistes. Cette corrélation positive conduit à du pessimisme au niveau agrégé ; même si, en moyenne, il n'y a pas de pessimisme dans les croyances individuelles, la croyance de consensus est pessimiste car les croyances des agents les plus tolérants au risque sont plus fortement pondérées.

L'objectif de la présente étude est de tester les prédictions du modèle de Jouini et Napp (2008) à travers la mise en place d'un dispositif expérimental permettant de faire interagir des joueurs entre eux en les faisant échanger des titres sur un marché afin de voir si cette interaction conduit à une corrélation positive entre optimisme et aversion au risque.

En effet, d'après Jouini et Napp (2008), puisque les joueurs observent le prix de marché, ils observent aussi les croyances des autres qui sont véhiculées par ce prix de marché, ce qui les amène à faire évoluer leurs croyances. Ainsi parce qu'ils échangent, les plus tolérants au risque devraient devenir plus pessimistes et les plus averses au risque devraient devenir plus optimistes. Donc, même si au début du jeu il n'y a pas de corrélation entre aversion et optimisme, nous nous attendons à trouver une corrélation positive à la fin.

Ce chapitre est organisé en cinq sections. La première section est consacrée à une brève revue de la littérature sur le recours à l'expérimentation en finance. Dans la deuxième

section nous présentons les principaux résultats du modèle de Jouini et Napp (2008). Le protocole expérimental ainsi que son intérêt sont détaillés dans les sections qui suivent. Enfin, les résultats sont synthétisés au niveau de la dernière section.

1.25 Finance expérimentale : un survol de la littérature

On situe généralement l'apparition de l'économie expérimentale à la parution en 1948 de l'article de Chamberlin . Pourtant ce texte ne reçut quasiment aucun écho et l'auteur lui-même sembla en négliger la portée. Celui-ci ne fut en réalité qu'un précurseur de l'économie expérimentale. Ce n'est qu'en 1962 qu'une étape décisive pour la constitution de l'économie expérimentale, en tant que branche autonome de l'économie, fut réellement franchie. Un premier « protocole expérimental » fut proposé par l'un des étudiants qui participa à l'expérience de Chamberlin (1948), à savoir Vernon Smith (1962). Depuis lors, l'économie expérimentale a progressivement imposé ses méthodes à d'autres champs de l'analyse économique comme la théorie des jeux, l'économie industrielle et notamment la finance.

La finance propose un volume considérable de recherches expérimentales que nous ne pouvons présenter de façon exhaustive. Pour une revue de littérature d'ampleur, il convient de se reporter à Sunder (1995).

L'expérience en laboratoire implique au minimum une décision qui en conjonction avec d'autres décisions et/ou la résolution d'un processus aléatoire aboutit à un paiement. Les papiers qui rapportent simplement des réponses à des questions hypothétiques ne sont pas inclus dans cette revue de la littérature.

Les méthodologies qui sont utilisées dans les études varient considérablement (choix de projets d'investissement, choix de loteries, marchés expérimentaux...). Les participants sont le plus souvent des étudiants en économie et en gestion. Une session peut nécessiter un petit ou un large groupe de participants qui peuvent soit interagir soit prendre des décisions individuelles de façon indépendante. Les expériences diffèrent également par le nombre de traitements, l'ensemble des paramètres en vigueur durant une session expérimentale, et le nombre de répétition de chaque traitement. Certaines études expérimentales se basent sur des données issues d'une session unique, tandis que dans d'autres, les données sont collectées à partir d'une session multi périodique.

Pratiquement tous les grands thèmes de la finance ont connu et continuent de connaître aujourd'hui des programmes de recherche expérimentaux. Si la majorité des expérimentations

en finance ont une optique «marché», certaines d'entre elles renvoient plus volontiers à la finance d'entreprise. Pour une revue de littérature sur ces derniers aspects nous renvoyons le lecteur à Cadsby et Maynes (1998).

La finance de marché constitue l'un des domaines de la science sociale qui bénéficie du plus grand nombre de données empiriques. Ces données permettent la description précise d'une grande variété de phénomènes. Toutefois, comme le souligne Hamon (1997), tester la théorie financière nécessite la définition de notions complexes telles que l'information disponible sur le marché, les motivations des investisseurs à réaliser des échanges ou la valeur fondamentale des actifs financiers. Ainsi, l'économétrie doit faire des approximations et des hypothèses complémentaires par rapport aux modèles testés car elle ne peut observer les phénomènes de manière directe. Lorsqu'une théorie est rejetée, on ne peut donc savoir si ce sont ses principes de base qui ne sont pas cohérents avec les faits ou bien si les hypothèses auxiliaires sont incorrectes. Les expériences apportent un complément idéal aux études empiriques car elles réunissent trois avantages fondamentaux : l'observabilité, le contrôle et la décontextualisation.

C'est ainsi, par exemple, qu'en observant le comportement de sujets face à des choix de portefeuilles dans un environnement contrôlé, Kroll and al (1988), Kroll et Levy (1992); Bossaert et Plott (2000) testent l'un des principes du MEDAF selon lequel les investisseurs choisissent des portefeuilles efficients en terme de moyenne variance. Levy (1997), Bossaerts, Kleiman et Plott (1998), Bossaert et Plott (2000) s'intéressent à la formation des prix d'équilibre des actifs financiers et à leur cohérence vis-à-vis du MEDAF.

L'efficiency des marchés a notamment engendré un nombre considérable de travaux, que ce soit pour conduire des tests de structure informationnelle comme Pagano et Roell (1996) ; Schnitzlein (1996) ; Bloomfield (1996) ; Bloomfield et O'Hara (1999) ou pour juger des effets de la dissémination de l'information entre les opérateurs (Plott et Sunder, 1982; Lundholm, 1991 ; Marsden et Tung, 1999) ou bien pour observer les processus d'agrégation de l'information dans les prix ou les mécanismes de recherche d'information sur les marchés à l'instar de ce que font Plott et Sunder (1988) ; O'Brien (1990) ; O'Brien et Srivastava (1991) ; Copeland et Friedman (1992) ; Krahn et Weber (1998).

Des études plus spécifiques, dédiées aux marchés des futurs et des produits dérivés (Forsythe et al., 1984; Kluger et Wyatt, 1995 ; De Jong et al., 2006) sont également courantes.

Smith et al (1988) ; King et al (1992) ; Camerer et Weigelt (1993) ; Van Boening et al (1993) ; Porter et Smith (1995) ; Lei et al (2001), Noussair et al (2001), Dufwenberg et al

(2005), Ackert et al (2006), Hirota et Sunder (2007), Caginalp et Ilieva (2008) s'intéressent à l'étude des bulles spéculatives, Camerer et Weigelt (1991) ; Watts (1993) aux faux équilibres et Brandouy and al (2000) aux comportements mimétiques.

La démarche offerte par la méthode expérimentale est particulièrement pertinente puisqu'elle permet de contrôler l'information détenue par les participants, leur nombre, l'incertitude portant sur les états de la nature et la structure de marché. Les phénomènes d'apprentissage et tout ce qui renvoie au vaste champ de la finance comportementale sont également envisagés.

La finance comportementale décrit des anomalies dans le fonctionnement des marchés qui ne sont pas compatibles avec leur efficience. Plusieurs études théoriques ont attribué ces anomalies à des biais cognitifs. Dans ce contexte, la méthode expérimentale s'avère très utile car elle offre la possibilité de mesurer les traits psychologiques des agents et d'observer tant leurs actions que les données agrégées du marché. Elle permet ainsi d'étudier le passage du comportement individuel à la performance du marché et de rechercher l'origine des irrationalités.

Dans ce domaine, les travaux expérimentaux ont porté entre-autre sur la disparité entre la disposition à payer et la disposition à accepter (Knez et al., 1985 ; Singh, 1991 ; Boyce et al., 1992 ; Morisson, 1997 ; Plott et Zeiler, 2005), l'heuristique de représentativité (Camerer, 1987 ; Anderson et Sunder, 1995), l'excès de confiance (Camerer et Lovallo, 1999 ; Allen et Evans, 2005 ; Dittrich et al., 2005), la présence d'une aversion myope pour les pertes dans le comportement des investisseurs (Benartzy et Thaler, 1995 ; Thaler et al, 1997 ; Gneezy et Potters, 1997 ; Haigh et List, 2005).

L'impact de ces différents traits psychologiques sur le comportement des investisseurs a aussi fait l'objet de plusieurs études. C'est ainsi que Biais et al (2002) étudient l'influence de divers traits psychologiques sur la capacité des investisseurs à découvrir les stratégies d'équilibre et à éviter de placer des ordres non profitables. Ils s'intéressent en particulier à l'impulsivité, à l'excès de confiance, au biais de confirmation, aux règles heuristiques de représentativité et de disponibilité et enfin à l'intelligence sociale (*self-monitoring*). De même, Charness et Gneezy (2003) s'intéressent à l'étude de l'impact de trois biais comportementaux à savoir l'illusion du contrôle, l'aversion pour l'ambiguïté et l'aversion myope à la perte sur les décisions de choix de portefeuille.

L'étude de la prise de décision est un champ traditionnel d'investigation en économie expérimentale, notamment dans le cadre de la théorie de l'utilité espérée dans sa version objective (Von Neumann- Morgenstern, 1947) ou dans sa version subjective (Savage, 1954). A cet égard, les paradoxes d'Allais (1953) et d'Ellsberg (1961) représentent les premières remises en cause de cette théorie. De nombreux autres travaux ont suivi notamment ceux de Kahneman et Tversky (1979) qui ont montré la faible pertinence du modèle de l'utilité espérée pour représenter l'attitude individuelle face à des choix risqués ou incertains. L'analyse des décisions individuelles prises en laboratoire permet non seulement d'établir la fréquence des violations de cette théorie, mais aussi de tenter de les expliquer, en proposant notamment des théories alternatives du comportement. Nous trouvons une revue extensive de ces travaux dans Camarero (1995).

L'aversion pour le risque est l'un des éléments fondamentaux de la théorie de la décision qui a donné lieu à de nombreux travaux expérimentaux. Ces travaux se basent principalement sur des choix de loteries. Les questions posées dans la littérature visent entre autres à étudier si les individus se comportent différemment en termes de cohérence face au risque lorsque la prise de risque est collective ou individuelle (Bornstein et Yaniv, 1998; Bone et al, 1999; Baker et al, 2004 ; Rockenbach et al, 2005 ; Cooper et Kagel, 2005) , ou bien à étudier le lien entre aversion au risque et gains (Kachelmeiere et Shehata, 1992 ; Smith et Walker, 1993 ; Holt et Laury, 2005), ou encore à analyser la différence d'attitudes à l'égard du risque entre les hommes et les femmes dans la prise de décisions financières (Powell et Ansic, 1997 ; Levy et al, 1999 ; Kruse et Thompson, 2003 ; Fellner et Maciejovsky, 2007).

L'objectif de la présente étude est d'analyser la nature du lien entre optimisme et aversion au risque dans un contexte dynamique à travers la mise en place d'un dispositif expérimental permettant de faire interagir des joueurs entre eux en les faisant échanger des titres sur un marché afin de voir si cette interaction conduit à une corrélation positive entre optimisme et aversion au risque.

1.26 Principaux résultats du modèle de Jouini et Napp (2008)

Jouini et Napp (2008) analysent la nature du lien entre optimisme et aversion au risque dans le cadre d'un modèle d'équilibre à anticipations rationnelles. En partant d'un modèle dans lequel les aversions au risque et les croyances individuelles sont indépendantes, ils montrent que lorsqu'un niveau individuel élevé d'aversion au risque est interprété comme un

signal d'un niveau moyen élevé d'aversion au risque, les agents les plus averses au risque sont les plus optimistes.

Pour ce faire, ils considèrent un marché large avec un *continuum* d'agents qui peuvent allouer leurs richesses initiales entre un actif sans risque et un actif risqué. Une unité de l'actif risqué acheté à la date 0 rapporte \tilde{X} unités d'un bien de consommation unique à la date 1. Dans ce modèle, les agents possèdent des renseignements divers concernant la rentabilité future de l'actif risqué (\tilde{X}). Tout comme dans Grossman (1976), Hellwig (1980), Genotte et Leland (1980), Diamond et Verrecchia (1981), Admati (1985), Kyle (1989), Jouini et Napp (2008) considèrent que ces renseignements sont constitués d'informations privées.

Cependant, contrairement aux modèles standards, ils supposent que les agents ne connaissent pas la distribution de l'aversion au risque dans l'économie. Chaque agent ne connaît que son propre niveau d'aversion au risque. Le niveau moyen d'aversion au risque est donc représenté par une variable aléatoire notée \tilde{Z} .

La distribution postérieure du niveau moyen de l'aversion au risque \tilde{Z} conditionnelle au niveau individuel d'aversion au risque a_i est telle que $\tilde{Z}|a_i \sim N(A_i, \sigma_Z^2)$ où $A_i = ka_i - l$ avec $l \geq 0$ et $k \in [0,1]$.

Cela signifie que les agents se basent sur leurs propres niveaux d'aversion au risque, qu'ils interprètent comme une information privée, pour estimer le niveau moyen d'aversion au risque dans l'économie. Ainsi, un niveau individuel faible (resp. élevé) d'aversion au risque est considéré comme le signal privé d'un niveau moyen faible (resp. élevé) d'aversion au risque.

Sous ces hypothèses, les auteurs montrent l'existence d'un équilibre tel que le prix de l'actif risqué \tilde{p} est une fonction croissante de \tilde{X} , son *payoff*, et une fonction décroissante de \tilde{Z} , le niveau moyen d'aversion au risque ; $\tilde{p} = \alpha + \beta\tilde{X} + \gamma\tilde{Z}$ avec $\gamma < 0$ et $\beta > 0$. Ainsi, lorsque le prix de l'actif risqué augmente, l'individu ne sait pas si cela est le résultat d'une augmentation dans le *payoff* de l'actif risqué ou si, en moyenne, chacun est moins averse au risque. L'observation d'un prix donné devrait conduire à une mise à jour des distributions de \tilde{X} et \tilde{Z} dans deux directions opposées.

Jouini et Napp (2008) analysent ensuite le lien entre pessimisme/optimisme et aversion au risque/tolérance au risque à l'équilibre. L'optimiste fait référence à l'anticipation d'une rentabilité espérée de l'actif risqué postérieure, après observation du signal privé et du

prix d'équilibre, plus élevée. Ils partent d'un modèle où les aversions au risque individuelles et les croyances individuelles préalables sont indépendantes et montrent que dans le modèle avec spécification endogène du niveau moyen d'aversion au risque, une corrélation positive entre optimisme (resp. pessimisme) et aversion au risque (resp. tolérance au risque) émerge naturellement.

L'intuition qui est derrière cette corrélation positive est simple. Dans le modèle avec spécification endogène du niveau moyen d'aversion au risque, pour un prix d'équilibre donné, qui, comme nous l'avons vu, augmente avec la rentabilité de l'actif risqué et diminue avec le niveau moyen d'aversion au risque, un agent très averse au risque perçoit un niveau moyen d'aversion au risque élevé. En observant le prix d'équilibre qui est supérieur au prix d'équilibre auquel il s'attendait, il va déduire une rentabilité espérée de l'actif risqué plus élevée.

Jouini et Napp (2008) montrent que l'intensité de cette corrélation dépend aussi bien de la dispersion des niveaux individuels de l'aversion au risque que du degré (k) sur lequel l'individu se base pour estimer le niveau moyen de l'aversion au risque à partir de son propre niveau d'aversion au risque. En particulier, lorsque l'aversion au risque moyenne est spécifiée de façon exogène ($k = 0$), c'est-à-dire lorsque les agents ne considèrent pas leurs propres niveaux d'aversion au risque comme informatifs pour le niveau moyen, il n'existe pas de corrélation entre optimisme et aversion au risque.

Par ailleurs, la corrélation positive entre optimisme et aversion au risque conduit à du pessimisme au niveau agrégé. En effet, même si, en moyenne, il n'y a pas de pessimisme dans les croyances individuelles, la croyance de consensus est pessimiste car les croyances des agents les plus tolérants au risque sont plus fortement pondérées, ce pessimisme au niveau agrégé conduit à un prix du risque et à une prime de risque plus élevés.

L'objectif de cette étude est de mettre en place un dispositif expérimental permettant de voir si dans un contexte dynamique l'interaction entre les agents conduit à une corrélation positive entre les croyances individuelles postérieures et les niveaux individuels d'aversion au risque.

1.27 Présentation du protocole expérimental

1.27.1 Objectif

Cette expérience menée en laboratoire a un double objectif. Tout d'abord, calibrer les participants au jeu en mesurant leurs degrés individuels d'aversion au risque, d'optimisme et de confiance dans un contexte statique. Ensuite, étudier l'évolution de leurs croyances dans un contexte dynamique en analysant l'interaction entre les joueurs de manière à voir si cette interaction conduit à une corrélation positive entre optimisme et aversion au risque.

1.27.2 Participants

L'expérience a été réalisée en salle informatique avec la participation de 22 étudiants de l'université Paris Dauphine. Chaque participant, assis devant un ordinateur, se connecte au jeu via un login et un mot de passe qui lui sont propres.

Avant de commencer l'expérience, nous expliquons oralement aux participants les règles du jeu en décrivant le déroulement de l'expérience, les règles de fonctionnement du marché et le système d'incitation mis en place. De plus, nous leur demandons de lire attentivement les questions et d'y répondre sincèrement, en précisant qu'il n'y a ni bonnes ni mauvaises réponses.

Nous veillons à ce que les sujets ne puissent ni communiquer entre eux ni observer les actions des autres.

1.27.3 Description du jeu

L'expérience comprend deux parties. Une partie statique où chaque joueur répond individuellement aux questions qui lui sont posées et une partie dynamique où les joueurs interagissent sur un marché virtuel en s'échangeant des actions.

1.27.3.1 Partie statique

Elle se déroule en 2 phases. Une première phase, de 4 minutes, où les participants répondent à des questions hypothétiques portant sur 3 jeux de hasard (J1, J2 et J3) et une deuxième phase, de 10 minutes, où les participants jouent pour de bon à J1 et J3.

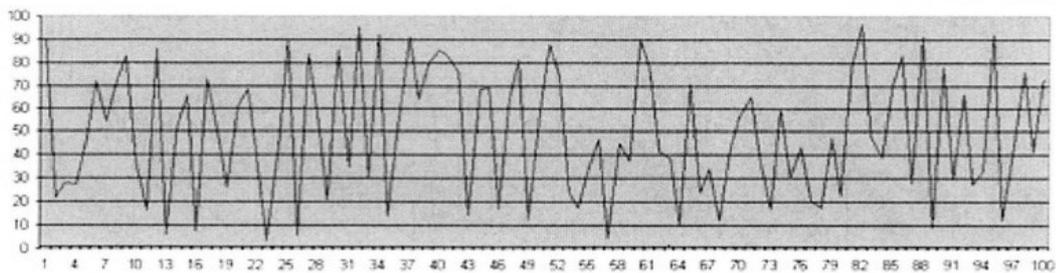
Le premier jeu (J1) consiste en un jeu de pile ou face qui rapporte 100€ si pile est tiré et rien sinon. Chaque joueur indique le montant maximal M_1 qu'il est prêt à payer pour participer à ce jeu.

Le deuxième jeu (J2) est un jeu avec 10 tirages successifs de pile ou face, qui rapporte 10€ à chaque fois que pile apparaît. Chaque joueur indique le montant M_2 qu'il est prêt à payer pour participer à ce jeu ainsi que le nombre de fois x où il pense que pile va sortir.

Dans le troisième jeu (J3), il s'agit de tirer 10 fois au sort un nombre entre 0 et 100 et de gagner la moyenne des 10 tirages. Les participants ne connaissent pas la loi des tirages (une loi normale tronquée sur (0,100) de moyenne 50 et de variance 100), par contre, ils disposent d'un graphique reproduisant les cents derniers tirages (figure 6.1). Chaque participant indique le montant maximal M_3 qu'il est prêt à payer pour participer à ce jeu, donne une estimation de son gain, un histogramme de son estimation pour les différents gains possibles et indique le plus petit intervalle $[a,b]$ tel qu'il pense avoir plus d'une chance sur deux que son gain soit dans cet intervalle.

Figure 6.12. Graphique représentant les 100 derniers tirages

Le jeu 3 consiste à tirer 10 fois au sort un nombre entre 0 et 100 et à gagner la moyenne des 10 tirages. Les participants ne connaissent pas la loi des tirages, par contre, ils disposent de ce graphique qui reproduit les 100 derniers tirages



A ce niveau là de l'expérience, 3 remarques méritent d'être faites.

R1. Pour permettre aux participants de jouer pour de vrai à J1 et J3, nous allouons à chacun d'eux une somme de 3000€ jeu. Cette somme leur appartient et ils peuvent en disposer comme ils le souhaitent jusqu'à la fin du jeu. Au cours du jeu, ils sont informés en continu du montant de leurs comptes.

R2. Afin d'inciter chaque joueur à révéler le montant maximal qu'il est prêt à payer pour jouer pour de bon à J1 et J3 nous lui faisons croire en l'existence d'un autre joueur (joueur fictif) qui désire également participer au même jeu pour un montant A , inconnu du vrai joueur et compris entre 0 et 50. Seul l'un des 2 participe au jeu selon la procédure suivante : si le montant $M_i, i = 1,3$ annoncé par le vrai joueur est plus grand que A , le vrai joueur est retenu, et pour ne pas être pénalisé, il ne paye que A pour participer au jeu. Si le $M_i, i = 1,3$ annoncé

par le vrai joueur est plus petit que A , il ne participe pas au jeu. A étant un nombre aléatoire généré par l'ordinateur.

R3. Finalement, pour s'assurer de la compréhension des règles du jeu par les participants, nous leur donnons la possibilité de s'entraîner à l'aide de simulations pendant lesquelles ils sont amenés à se familiariser avec les informations affichées à l'écran, la saisie de leurs décisions et le fonctionnement de l'expérience. Durant ces phases d'apprentissage, les gains ne sont pas pris en compte.

1.27.3.2 Partie dynamique

La partie dynamique consiste en un jeu d'investissement qui comprend 20 périodes d'échange de 3 minutes chacune. Avant le début du jeu, les joueurs ont la possibilité d'acquérir autant d'actions qu'ils le souhaitent d'une société fictive S. La valeur intrinsèque de l'action S n'est pas connue. Elle est déterminée à la fin de la 20^{ème} période comme étant la moyenne arithmétique de 10 nombres tirés au sort selon la même loi que celle de J3..

Les participants n'achètent pas tous l'action S au même prix. Chaque joueur fixe lui-même, sans le savoir, le prix d'achat initial. Celui-ci est égal au montant maximal qu'il est prêt à payer pour participer au jeu 3 diminué de 2 unités (**prix d'achat = $M3 - 2$**).

Ce choix peut s'expliquer par plusieurs raisons. Tout d'abord, si nous fixons un même prix pour tous les participants et que nous leur demandons combien de titres ils veulent acheter à ce prix, nous risquons de nous retrouver avec des individus qui ne sont pas preneurs d'actions à ce prix là puisqu'ils jugent que c'est trop cher pour eux, d'où la nécessité de les laisser choisir eux même les prix. De plus, le fait d'acheter à des prix différents nous garantit la possibilité d'échange de titres entre les joueurs dès les premières périodes.

En outre, pour éviter que certains joueurs n'achètent à des prix dérisoires, nous décidons d'éliminer du jeu d'investissement ceux qui proposent un prix initial inférieur à 10€ jeu.

Durant les périodes d'échange, les joueurs peuvent placer un ordre d'achat ou de vente, d'un ou de plusieurs titres à la fois, à cours limité. Ils peuvent également décider de ne rien faire. Les joueurs n'ont le droit d'être à découvert ni en compte courant, ni en actions.

Entre 2 périodes, un teneur de marché fixe un prix pour que la demande rencontre au mieux l'offre. Ce sont ici l'offre et la demande des acteurs, et uniquement celles-ci, qui déterminent le cours des titres. Toutes les transactions sont effectuées à ce prix là.

Au début de la période suivante les joueurs savent si leurs ordres ont été exécutés ou pas. Si l'ordre a été exécuté, son donneur visualise sur l'écran le prix auquel il a été placé et le prix auquel il a été exécuté. Si l'ordre n'a pas été exécuté et que d'autres l'ont été, le donneur visualise à quel prix les autres ordres ont été exécutés. Si aucun ordre n'a été exécuté, les joueurs visualisent la fourchette [ordre d'achat le plus élevé, ordre de vente le moins élevé]. Un ordre n'est valable que pour la période considérée et est automatiquement annulé s'il n'a pas été exécuté. Au cours du jeu, les joueurs sont informés en continu du montant de leur compte et du nombre d'actions S qu'ils ont en portefeuille.

Pour voir comment l'optimisme ou le pessimisme des joueurs évolue au cours du jeu, nous demandons à chaque joueur, durant les périodes 3, 10 et 16 d'émettre une prévision concernant la valeur finale de l'action (moyenne arithmétique de 10 nombres tirés au sort) et cela en indiquant l'intervalle de largeur 10 dans lequel il pense qu'elle a le plus de chance de se situer.

En outre, les participants ont la possibilité à la période 6 de parier sur la valeur moyenne de 10 autres tirages subsidiaires suivant la même loi que celle des 10 tirages déterminant la valeur finale de l'action, et cela en indiquant un intervalle de largeur 10. Si la moyenne s'avère être dans l'intervalle indiqué, ils gagnent 100€. Aux périodes 12 et 19, nous leur proposons de rectifier s'ils le désirent leurs estimations, chaque nouveau pari remplaçant le précédent.

1.27.4 Système de rémunération

Pour inciter les joueurs à prendre le jeu au sérieux et à choisir les actions qui leurs paraissent le plus profitables, nous les rémunérons en fonction de leurs performances. Afin d'éviter les phénomènes engendrés par les différences de référence financière des joueurs, nous utilisons l'Euro Jeu comme unité monétaire tout au long de l'expérience. Ainsi, durant l'expérience, les joueurs connaissent leurs gains en Euros Jeu. A la fin de l'expérience ces unités expérimentales sont converties en vrais Euros. La valeur liquidative de chaque portefeuille est calculée. Celle-ci est égale au montant du compte courant augmenté du nombre d'actions détenues en portefeuille multiplié par la valeur finale de l'action S . Cette valeur liquidative, calculée en euros jeu, est transformée en vrais euros selon un taux variable qui dépend de la performance de chaque joueur et tel que la somme totale distribuée est égale à une cagnotte fixée à l'avance (660€).

Remarques

R1. Pour s'assurer que tous les participants vont rester connectés et jouer durant toutes les périodes, une pénalité de 5% des gains finaux leur est imputée par période non jouée.

R2. Comme il a été précisé plus haut, le prix auquel l'action s'échange est déterminé de façon à ce que la demande rencontre au mieux l'offre. Cependant, lorsqu'au prix d'équilibre la quantité de titres offerts n'est pas égale à la quantité de titres demandés, et afin de servir tous les participants à hauteur de ce qu'ils demandent nous avons été amenés soit à créer des titres supplémentaires (si la demande excédait l'offre) soit à en acheter (dans le cas contraire).

R3. Puisque les joueurs sont autorisés à échanger plusieurs titres à la fois, et du moment qu'il leur est impossible de vendre à découvert ou d'emprunter de l'argent, il faut être sûr que tous ceux qui sont vendeurs le sont pour une quantité de titres inférieure ou égale à la quantité de titres qu'ils détiennent en portefeuille et que tous ceux qui sont acheteurs disposent de suffisamment de cash pour acheter les titres demandés au prix souhaité. Si ce n'est pas le cas, les joueurs reçoivent un message leur demandant de rectifier leurs ordres.

1.28 Intérêt de l'expérience

1.28.1 Calibrage des individus

L'intérêt de la phase statique c'est de déterminer les caractéristiques des individus en termes d'optimisme/pessimisme, d'aversion au risque et de doute/sur-confiance.

1.28.1.1 Optimisme/pessimisme statique

Le degré d'optimisme/pessimisme, o_i , de chaque participant i dans le contexte statique est déterminé à partir du nombre de fois $x_i \in \{0, \dots, 10\}$ où chaque individu pense que pile va sortir dans le jeu avec 10 tirages successifs (J2). En effet, un individu pessimiste (resp. optimiste) devrait être caractérisé par une valeur de x_i inférieure (resp. supérieure) à la valeur subjective de 5.

La distance par rapport à 5 mesure l'intensité de cet optimisme/pessimisme $o_i = \frac{x_i - 5}{5}$

La probabilité subjective π_i que chaque individu associe à l'évènement favorable « pile apparaît » est donnée par $\pi_i = \frac{x_i}{10}$.

1.28.1.2 Aversion au risque

Nous dérivons une mesure directe de l'aversion absolue au risque à partir du prix maximum que le joueur est prêt à payer pour participer à un jeu de loterie. Par définition, le prix de réservation laisse l'individu indifférent entre sa richesse initiale et l'espérance du revenu procuré par le jeu.

Dans le calcul de cette aversion au risque nous tenons compte du fait que les individus transforment la distribution objective en une distribution subjective qui dépend de leur degré d'optimisme. Notre mesure diffère donc de celle obtenue dans le cadre standard puisque qu'au lieu de considérer la probabilité objective, nous considérons la probabilité subjective sous laquelle l'individu calcule son utilité espérée.

Soient w_i la richesse initiale de l'individu i , y_i le montant maximal qu'il est prêt à payer pour jouer au jeu avec 10 tirages successifs de pile ou face (J2) et $z_{j,i}$ avec $j = h, r$ le montant maximal qu'il est prêt à payer pour jouer au jeu pile ou face une fois (J1). L'indice h est relatif à la réponse donnée par le participant lorsque la situation est supposée être hypothétique ($z_{h,i}$) et l'indice r est relatif à la réponse donnée lorsque les participants jouent pour de bon ($z_{r,i}$).

Dans le cadre du jeu à un seul tirage de pile ou face, le prix de réservation $z_{j,i}$ doit vérifier la relation suivante

$$u_i(w_i) = \pi_i u_i(w_i - z_{j,i}) + (1 - \pi_i) u_i(w_i - z_{j,i} + 100), \quad j = h, r \quad (6.1)$$

Un développement limité de Taylor au voisinage de w_i à l'ordre 2 de l'équation (6.1) nous permet de dériver une mesure directe du paramètre d'aversion absolue au risque d'Arrow-Pratt pour chaque sujet i :

$$AS_{1,j}^{Taylor}(w_i) = \frac{u_i''(w_i)}{u_i'(w_i)} = \frac{200\pi_i - 2z_{j,i}}{z_{j,i}^2 - 200z_{j,i}\pi_i + 10000\pi_i}, \quad j = h, r \quad (6.2)$$

L'avantage de cette mesure est qu'elle ne nécessite aucune hypothèse quant à la forme de la fonction d'utilité.

Par ailleurs, en supposant une fonction d'utilité exponentielle de la forme $u_i = K_i \exp(-a_i c)$, nous obtenons une autre mesure de l'aversion au risque notée

$AC_{1,j}^{exp}, j = h, r$. $AC_{1,j}^{exp}$ est la solution en a_i de l'équation (6.3)

$$1 = \pi_i \exp(a_i(z_{j,i} - 100)) + (1 - \pi_i) \exp(a_i z_{j,i}), \quad j = h, r \quad (6.3)$$

Puisque les $z_{j,i}$ sont connus, nous pouvons déterminer les valeurs des $AC_{1,j}^{exp}$ par approximation numérique.

A partir du jeu à 10 tirages successifs, nous obtenons une autre mesure de l'aversion au risque notée $AC_{10,h}^{exp}$ et qui est solution en a_i de l'équation (6.4).

$$1 = \sum_{k=0}^{10} C_{10}^k \pi_i^k (1 - \pi_i)^{10-k} \exp a_i (y_i - 10k) \quad (6.4)$$

ou de façon équivalente solution de l'équation (6.5).

$$1 = \pi_i \exp a_i (y_i/10 - 10) + (1 - \pi_i) \exp a_i y_i/10 \quad (6.5)$$

C'est ainsi que selon le jeu considéré (J1 ou J 2), la méthode de calcul utilisée (développement limité ou approximation numérique), et le cadre de jeu (hypothétique ou réel) nous obtenons 5 mesures différentes de l'aversion absolue au risque calculées sous la probabilité subjective que les individus associent à l'évènement « face apparaît ».

		Jeu hypothétique	Jeu réel
Jeu 1 pile/face 1 fois	Développement limité	$AC_{1,h}^{Taylor} \equiv as_1$	$AC_{1,r}^{Taylor} \equiv as_4$
	Approximation numérique	$AC_{1,h}^{exp} \equiv as_2$	$AC_{1,r}^{exp} \equiv as_5$
Jeu 2 pile/face 10 fois	Approximation numérique	$AC_{10,h}^{exp} \equiv as_3$	-

A titre de comparaison, nous calculons aussi les mesures de l'aversion au risque obtenues dans le cadre standard sous la probabilité objective $\pi_i = 0,5$ notées comme suit :

		Jeu hypothétique	Jeu réel
Jeu 1 pile/face 1 fois	Développement limité	$AO_{1,h}^{Taylor} \equiv ao_1$	$AO_{1,r}^{Taylor} \equiv ao_4$
	Approximation numérique	$AO_{1,h}^{exp} \equiv ao_2$	$AO_{1,r}^{exp} \equiv ao_5$
Jeu 2 pile/face 10 fois	Approximation numérique	$AO_{10,h}^{exp} \equiv ao_3$	-

1.28.1.3 Doute/(Sur) Confiance

Rappelons que dans le jeu 3 qui consiste à tirer 10 fois au sort un nombre entre 0 et 100 et à gagner la moyenne des 10 tirages, nous demandons à chaque participant de donner, d'après son expérience et sa chance, un histogramme de son estimation pour les différents gains possibles et d'indiquer le plus petit intervalle $[a,b]$ avec a et b compris entre 0 et 100 tel que le joueur pense avoir plus d'une chance sur 2 que son gain soit dans cet intervalle.

Le calcul de l'écart type de la distribution subjective des gains de chaque joueur nous donne une idée sur son degré de doute (d_i) ou d'incertitude concernant la moyenne des 10

tirages. En effet, plus l'individu doute, plus il a tendance à déformer en largeur la distribution des gains ce qui se traduit par un écart type élevé.

Par ailleurs, la largeur de l'intervalle $[a,b]$ traduit le degré de (sur) confiance (c_i) de chaque joueur i . Soit l la largeur de cet intervalle, $l = b - a$, plus l'intervalle est étroit plus le joueur est confiant en lui. Nous définissons la mesure de la (sur) confiance comme étant égale à $c_i = (100 - l_i)/100$

Puisque les participants jouent deux fois au J3 (une fois dans le cadre hypothétique et une fois pour de bon), nous obtenons deux mesures du doute et deux mesures de la confiance.

	Jeu hypothétique	Jeu réel
Doute	d_h	d_r
Confiance	c_h	c_r

1.28.2 Evolution des croyances

L'objectif de la phase dynamique de l'expérience est de faire interagir les joueurs entre eux en leur faisant échanger des titres afin de voir si de cette interaction née une modification de l'optimisme/pessimisme des joueurs. L'optimisme ici fait référence à l'anticipation d'une valeur finale de l'action, après observation du prix de marché, plus élevée que la prévision antérieure.

L'idée que nous cherchons à tester est la suivante : puisque les joueurs observent le prix de marché, qui selon Jouini et Napp (2008) augmente avec la rentabilité de l'actif risqué et diminue avec le niveau moyen d'aversion au risque, ils observent aussi les croyances des autres, concernant la valeur finale de l'action, qui sont véhiculées par le prix de marché, ce qui les amène à faire évoluer leurs propres croyances.

Pour mieux comprendre ce mécanisme, prenons l'exemple d'un individu très tolérant au risque. Vu qu'il est très tolérant au risque, il est prêt à être fortement exposé au risque, il sera donc massivement demandeur de l'actif risqué. En outre, puisqu'il ne connaît pas la distribution de l'aversion au risque entre les participants il se base sur son propre niveau d'aversion au risque pour estimer le niveau moyen d'aversion au risque. Comme il est fortement tolérant au risque, il déduit qu'en moyenne les autres joueurs sont tolérants au risque. Il s'attend alors à un prix d'équilibre élevé. Or le prix d'équilibre se trouve plus faible que ce qu'il pensait. Ce prix faible indique que les autres joueurs sont soit plus averses que lui, soit plus pessimistes que lui. Cela va donc l'amener à réévaluer son risque à la hausse, à réviser sa croyance à la baisse et à devenir plus pessimiste. Le raisonnement inverse est valable pour un individu très averse au risque.

Ainsi parce qu'ils échangent, les plus tolérants au risque devraient devenir plus pessimistes et les plus averses au risque plus optimistes. Même si au début du jeu il n'y a pas de corrélation entre aversion et optimisme, nous nous attendons à trouver une corrélation positive à la fin

Pour étudier l'évolution des croyances, nous demandons à chaque participant, durant les périodes 3, 10 et 16 d'émettre une prévision concernant la valeur finale de l'action et cela en indiquant l'intervalle de largeur 10 $[P_k, P_k + 10]$, $k = 3, 10, 16$ dans lequel il pense qu'elle a le plus de chance de se situer. Nous choisissons de ne poser cette question que 3 fois parce que si nous la posons 20 fois nous craignons que les joueurs ne se mettent à répondre systématiquement la même chose, de plus, nous pensons que leurs croyances ne vont pas évoluer de manière immédiate.

Par ailleurs, nous donnons aux participants la possibilité à la période 6 de parier sur la valeur moyenne de 10 autres tirages subsidiaires suivant la même loi que celle des 10 tirages déterminant la valeur finale de l'action, et cela en indiquant un intervalle de largeur 10. Si la moyenne s'avère être dans l'intervalle indiqué, ils gagnent 100€. Aux périodes 12 et 19, nous leur proposons de rectifier s'ils le désirent leurs estimations, chaque nouveau pari remplaçant le précédent. L'intérêt de poser la même question mais par rapport à un autre jeu complètement dé-corrélé du premier c'est d'inciter les joueurs à révéler leurs vraies croyances tout en évitant l'interférence qu'il peut y avoir entre le gain sur le jeu et le gain sur l'exactitude de la prévision.

Pour mieux comprendre ce phénomène d'interférence prenant l'exemple d'un simple jeu de pile ou face dans lequel le joueur gagne 10€ si pile est tiré et rien sinon. Pour inciter le joueur à révéler ce qu'il pense, il lui est demandé de faire une prédiction, si sa prédiction est juste il gagne 10€ supplémentaire. Il y a donc, d'une part, un gain associé à la loterie et d'autre part un gain associé à la prévision sur la loterie. Le problème qui se pose ici est que, même s'il est rémunéré pour l'exactitude de sa prévision, le joueur n'est pas vraiment incité à dire la vérité. En effet, un individu averse au risque aura tendance à dire que c'est « face » qui va sortir, non pas parce qu'il le pense réellement, ou parce qu'il est pessimiste et qu'il se dit qu'il ne gagne jamais, mais pour diversifier ses risques.

Pour éviter cela, il fallait donc mettre en place un autre jeu qui soit suffisamment lié au premier et qui soit en même temps indépendant pour ne pas avoir ce phénomène de diversification.

1.29 Résultats

1.29.1 Statistiques descriptives

Les statistiques descriptives des différentes variables sont résumées dans la table 6.1.

Table 6.17. Statistiques descriptives des variables mesurées

Cette table présente le minimum, la médiane, la moyenne, le max et le nombre d'observations des variables suivantes : les mesures de l'optimisme, les prix de réservation, les mesures de l'aversion au risque corrigée, les mesures de l'aversion au risque standard et les mesures du doute et de la confiance.

	Min.	Médiane	Moyenne	Max.	N° of obs.
Optimisme/pessimisme					
x	3	5	4.95	6	22
o	-0.4	0	-0.009	0.2	22
π	0.3	0.5	0.495	0.6	22
Prix de réservation					
z_h	5	32.50	33.41	50	22
z_r	13	35	36.09	55	22
y_h	6	37.50	37.27	100	22
Aversion au risque corrigée du pessimisme					
as_1	0.0000	0.0126	0.0103	0.0195	22
as_2	0.0001	0.0157	0.0204	0.0713	22
as_3	0.0001	0.1278	0.1863	0.6922	22
as_4	-0.0008	0.0078	0.0086	0.0193	22
as_5	0.0001	0.0081	0.0141	0.0455	22
Aversion au risque standard					
ao_1	0.0000	0.0124	0.0096	0.0199	22
ao_2	0.0001	0.0153	0.0237	0.1386	22
ao_3	0.0001	0.1050	0.2337	1.1552	22
ao_4	-0.0040	0.0111	0.0087	0.0191	22
ao_5	0.0001	0.0127	0.0151	0.0529	22
Doute					
d_h	11.19	21.49	22.39	30.76	22
d_r	6.93	20.28	21.66	30.76	22
Confiance					
l_h	2	20	23.05	65	22
l_r	2	20	23.14	55	22
c_h	0.35	0.8	0.770	0.98	22
c_r	0.45	0.8	0.769	0.98	22

La valeur moyenne de l'optimisme/pessimisme par rapport au jeu de pile ou face est égale à -0,009. Ce qui implique, qu'en moyenne, il n'y a ni optimisme ni pessimisme dans les croyances initiales des joueurs. A la question « combien de fois pensez-vous que pile va sortir dans un jeu avec 10 tirages successifs de pile ou face » la réponse moyenne est égale à 4,95.

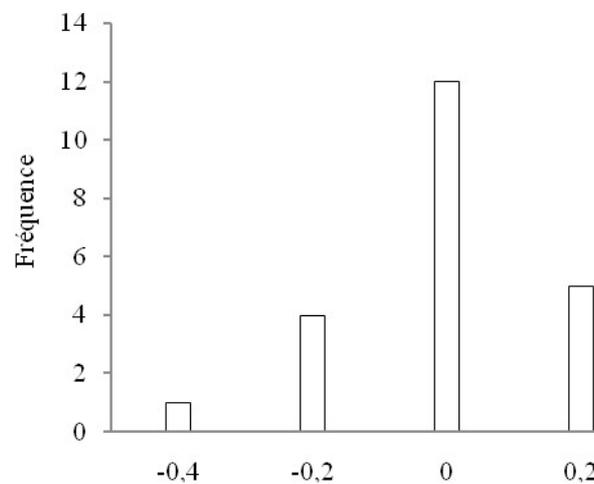
Ce résultat est différent de celui obtenu lors de l'enquête réalisée auprès de 1540 individus et dans laquelle la réponse moyenne à cette même question est égale à 3.9.

Les valeurs moyennes des différentes mesures de l'aversion absolue au risque sont supérieures à zéro. Ceci signifie, qu'en moyenne, les individus sont averses au risque.

La figure 6.2 illustre la distribution de l'optimisme entre les joueurs.

Figure 6.13. Distribution de l'optimisme

Cette figure représente la distribution de l'optimisme entre les participants au jeu. Une valeur de 0 correspond aux individus qui pensent qu'ils vont gagner 5 fois dans le jeu de pile ou face.



Les valeurs moyennes des différentes variables par genre sont résumées dans la table 6.2.

Contrairement aux résultats obtenus dans le quatrième chapitre, les valeurs moyennes de l'optimisme par genre ne permettent pas de déduire que les hommes sont moins pessimistes que les femmes. En effet, le test de Wilcoxon montre l'absence de relation significative entre l'optimisme et le genre.

Les valeurs moyennes des différentes mesures de l'aversion au risque par genre montrent, qu'en moyenne, les femmes sont plus averses au risque que les hommes. En effet, les moyennes des prix de réservation proposés par les femmes pour les différents jeux sont inférieures à celles des hommes. Cependant, le test de Wilcoxon indique que cette différence n'est significative que pour as_3 .

Pour ce qui est du doute et de la sur-confiance, nous constatons que l'écart type moyen des distributions subjectives des femmes est légèrement supérieur à celui des hommes, et que la largeur moyenne de l'intervalle $[a,b]$ est de l'ordre de 25 pour les femmes et de 22 pour les

hommes. Cependant, les tests de Wilcoxon ne permettent pas de conclure que les femmes exhibent un degré de doute plus élevé que celui des hommes.

Table 6.18. Moyennes des variables par genre

Cette table présente les moyennes par genre des variables suivantes : les mesures de l'optimisme, les prix de réservation, les mesures de l'aversion au risque corrigée, les mesures de l'aversion au risque standard et les mesures du doute et de la confiance, ainsi que les tests de Wilcoxon.

	Moyenne femmes	Moyenne hommes	Wilcoxon test	
			<i>z</i>	<i>p-value</i>
Optimisme/pessimisme				
<i>x</i>	4.8	5.08	-0.655	0.513
<i>o</i>	-0.04	0.017	-0.655	0.513
π	0.48	0.508	-0.655	0.513
Prix de réservation				
z_h	29.5	36.66	-0.914	0.361
z_r	35.5	36.58	-0.166	0.868
y_h	24.1	48.25	-2.401**	0.01
Aversion au risque				
as_1	0.0117	0.0091	-0.901	0.368
as_2	0.0279	0.0142	-1.033	0.302
as_3	0.3098	0.0833	-1.96*	0.050
as_4	0.0089	0.0083	-0.033	0.974
as_5	0.0139	0.0143	0	1
Doute				
d_h	22.86	21.99	-0.066	0.947
d_r	22.26	21.16	0	1.000
Confiance				
l_h	25.4	21.1	-0.372	0.710
l_r	24	22.2	-0.872	0.383
c_h	0.746	0.789	-0.372	0.710
c_r	0.761	0.778	-0.872	0.383

1.29.2
Vérification
de la
cohérence

Nous vérifions tout d'abord la cohérence des prix de réservation proposés par les participants pour jouer au J1 (dans le cadre réel et hypothétique) et J2 (dans le cadre hypothétique). Les individus caractérisés par un prix de réservation faible dans le jeu à un seul tirage de pile/face devraient aussi être caractérisés par un prix de réservation faible dans le jeu à dix tirages successifs. Les tests de Kendall et de Spearman montrent l'existence de relations significativement positives entre les différents prix de réservation (table 6.3).

Nous vérifions ensuite la cohérence entre les cinq mesures d'aversion absolue au risque (table 6.4) ainsi que la cohérence entre les quatre mesures de doute/sur-confiance (table 6.5).

Pour ce qui est de l'aversion au risque, les résultats obtenus montrent l'existence de relations croissantes largement significatives entre les différentes mesures, ce qui indique

qu'elles sont cohérentes entre elles. Par ailleurs, les valeurs élevées des corrélations entre as_1/as_2 et entre as_4/as_5 , nous permettent de conclure que les réponses données par les participants dans le cadre hypothétique sont très proches des réponses données par les participants lorsqu'ils jouent pour de bon.

Table 6.19. Cohérence des prix de réservation

Cette table présente quelques statistiques concernant le lien entre les prix de réservation des différents jeux.

	Tau de Kendall	Rhô de Spearman
z_h/z_r	0.54**	0.65**
z_r/y_h	0.46**	0.57**
z_h/y_h	0.55**	0.64**

** La corrélation est significative au niveau .01 (bilatéral).

Table 6.20. Cohérence des mesures d'aversion absolue au risque corrigée

Cette table présente quelques statistiques concernant le lien entre les différentes mesures d'aversion absolue au risque corrigée $as_i, i = 1 \dots 5$.

	Tau de Kendall	Rhô de Spearman
as_1/as_2	0.93**	0.98**
as_1/as_3	0.54**	0.64**
as_1/as_4	0.50**	0.64**
as_1/as_5	0.48**	0.62**
as_2/as_3	0.54**	0.65**
as_2/as_4	0.49**	0.63**
as_2/as_5	0.47**	0.62**
as_3/as_4	0.29	0.35
as_3/as_5	0.30	0.37
as_4/as_5	0.94**	0.98**

** La corrélation est significative au niveau .01 (bilatéral).

Table 6.21. Cohérence des mesures de doute /confiance

Cette table présente quelques statistiques concernant le lien entre les différentes mesures de doute (d_h, d_r) et de confiance (c_h, c_r).

	Tau de Kendall	Rhô de Spearman
d_h/d_r	0.80**	0.91**
d_h/c_h	0.17	0.24
d_h/c_r	0.07	0.12
d_r/c_h	0.18	0.23
d_r/c_r	0.07	0.12
c_h/c_r	0.86**	0.12

** La corrélation est significative au niveau .01 (bilatéral).

En ce qui concerne le doute/sur-confiance, les résultats des tests de Kendall et de Spearman montrent l'existence de cohérences entre les 2 mesures du doute (d_h et d_r) et les 2 mesures de la sur-confiance (c_h et c_r) : les réponses données par les participants dans le cadre hypothétique traduisent donc leurs comportements réels. Cependant, nous remarquons qu'il n'existe pas de relation significative entre la mesure du doute et celle de la sur-confiance. Ce résultat est un peu surprenant. En effet, nous nous attendions à trouver une relation négative entre le degré de doute et le degré de sur-confiance : plus l'individu doute, plus sa distribution subjective des gains est dispersée (d'où un d_j élevé) et plus son intervalle de gains [a,b] est sensé être large traduisant un degré de sur-confiance faible (d'où un c_j faible). L'absence de relation significative peut être dû au fait que les histogrammes des gains donnés par les participants ne reflètent pas leurs vraies distributions subjectives des gains, donc l'écart type calculé ne traduit pas leurs degrés de doute.

1.29.3 Lien aversion au risque/optimisme statique

Dans le précédent chapitre, nous avons mis en évidence l'existence d'une corrélation positive significative entre l'aversion au risque calculée avec les probabilités subjectives et l'optimisme. Cependant, dans cette étude, les tests de Kendall et Spearman montrent l'absence de relation significative entre ces deux variables (table 6.6).

Table 6.22. Lien entre aversion au risque et optimisme

Cette table présente quelques statistiques concernant le lien entre les différentes mesures d'aversion absolue au risque corrigée as_i , $i = 1 \dots 5$ et la mesure de l'optimisme (o).

	Tau de Kendall	Rhô de Spearman
as_1/o	-0.07	-0.08
as_2/o	-0.16	-0.21
as_3/o	-0.22	-0.28
as_4/o	0.14	0.20
as_5/o	0.07	0.12

L'absence de relation positive significative entre l'aversion au risque et l'optimisme statique ne signifie pas pour autant qu'il n'existe pas de lien entre ces deux mesures. En effet, Jouini et Napp (2008) partent d'un modèle où les aversions au risque individuelles et les croyances individuelles préalables sont indépendantes et montrent qu'une corrélation positive entre optimisme (resp. pessimisme) et aversion au risque (resp. tolérance au risque) émerge naturellement du moment que les individus interagissent sur un marché et qu'ils observent le prix d'équilibre. Donc même si au début du jeu il n'y a pas de corrélation entre aversion au

risque et optimisme, les croyances des individus peuvent évoluer engendrant une corrélation positive à la fin.

1.29.4 Lien aversion au risque/doute

Dans un modèle d'équilibre standard, Jouini et Napp (2007b) introduisent une interaction stratégique et montrent que cela conduit à des croyances optimales qui sont subjectives, hétérogènes et antagonistes. Ces croyances optimales sont rattachées au niveau individuel d'aversion au risque et sont telles que les croyances des agents les plus averses au risque indiquent de l'optimisme et/ou de la sur-confiance et celles des agents les plus tolérants au risque du pessimisme et/ou du doute. Ce qui conduit à l'existence d'une corrélation positive entre pessimisme/doute (resp. optimisme/sur-confiance) et tolérance au risque (resp. aversion au risque).

Même si l'objectif de la présente étude est d'analyser la nature du lien entre optimisme et aversion au risque, nous examinons le lien qui existe entre aversion au risque et doute /sur-confiance mesurés dans la phase statique de l'expérience. Les résultats sont résumés dans la table 6.7.

Table 6.23. Lien entre aversion au risque et doute/confiance

Cette table présente quelques statistiques concernant le lien entre les différentes mesures d'aversion absolue au risque corrigée $as_i, i = 1 \dots 5$ et les mesures de doute (d_h, d_r) /confiance (c_h, c_r).

	Tau de Kendall	Rhô de Spearman
d_h / as_1	-0.22	-0.28
d_h / as_2	-0.18	-0.23
d_h / as_3	-0.05	-0.09
d_r / as_4	-0.17	-0.22
d_r / as_5	-0.19	-0.23
c_h / as_1	0.08	0.09
c_h / as_2	0.14	0.17
c_h / as_3	0.12	0.12
c_r / as_4	0.13	0.18
c_r / as_5	0.09	0.12

Ces résultats prouvent l'existence d'une relation positive (resp. négative) mais faiblement significative entre l'aversion au risque et la sur-confiance (resp. doute). Les individus les plus averses au risque sont ceux qui doutent le moins.

1.29.5 Evolution des croyances

Le tableau 6.8 montre l'évolution de la croyance moyenne (moyenne entre les individus) ainsi que sa variance tout au long du jeu. La croyance de l'individu i concerne l'intervalle $[P_k, P_{k+10}]$, $k = 3, 10, 16$ dans lequel il pense que la valeur finale de l'action a le plus de chances de se situer (tirage principal), ainsi que l'intervalle $[P_k, P_{k+10}]$, $k = 6, 12, 19$ dans lequel il pense que la moyenne des 10 tirages subsidiaires va se situer.

Table 6.24. Evolution des croyances moyennes

Cette table présente l'évolution de la croyance moyenne des participants concernant l'intervalle $[P_k, P_{k+10}]$, $k = 3, 10, 16$ dans lequel la valeur finale de l'action a le plus de chances de se situer ainsi que l'intervalle $[P_k, P_{k+10}]$, $k = 6, 12, 19$ dans lequel la moyenne des 10 tirages subsidiaires va se situer

Tirage	Principal			Subsidiaire		
	P_3	P_{10}	P_{16}	P_6	P_{12}	P_{19}
Croyance						
Moyenne	41	41.48	40.81	41.24	41.38	42.1
Variance	9.2	10.06	7.36	6.99	16.15	22.09

Nous constatons que pour les 2 tirages, la croyance moyenne reste pratiquement inchangée tout au long du jeu. Les tests de différences de la croyance moyenne (table 6.9) montrent que la variation de cette dernière n'est pas significative au seuil de 5% .

Table 6.25. Tests de différences des croyances moyennes

Cette table présente les résultats des tests de différences des moyennes des croyances concernant la valeur finale de l'action ainsi que celles concernant le tirage subsidiaire.

	Différence des moyennes	t -statistique	p -value
Tirage principal			
$P_3 - P_{10}$	-0,48	-0,773	0,448
$P_{10} - P_{16}$	0,67	1,287	0,213
$P_3 - P_{16}$	0,19	0,338	0,739
Tirage subsidiaire			
$P_6 - P_{12}$	-0,14	-0,271	0,789
$P_{12} - P_{19}$	-0,72	-1,798	0,087
$P_6 - P_{19}$	-0,86	-1,183	0,251

Notons que cette croyance moyenne est plutôt pessimiste, l'intervalle moyen est égale à $[41,51]$ alors qu'une croyance objective implique que la moyenne des 10 tirages soit comprise dans l'intervalle $[45,55]$.

Nous remarquons aussi que la variance des prévisions pour le tirage principal et pour le tirage subsidiaire évolue dans deux sens différents. En effet, les prévisions de la valeur finale de l'action deviennent moins dispersées à mesure que nous nous rapprochons de la fin du jeu, ce qui signifie que les joueurs s'accordent de plus en plus sur la valeur de l'action,

alors que pour le tirage subsidiaire, les prévisions sont de plus en plus dispersées, indiquant que les croyances des joueurs s'éloignent les unes des autres.

Pour voir de quelle manière les croyances des joueurs évoluent au cours du jeu, nous calculons, pour chaque participant, et pour chacun des tirages, les variations de leurs croyances entre les différentes périodes. Notons par Δ_{l-k} la variation de la croyance de l'individu entre la date l et la date k , $\Delta_{l-k} = P_l - P_k$.

La figure 6.3 regroupe les histogrammes des variations des croyances entre les périodes considérées. Ces diagrammes montrent que, pour la majorité des joueurs, les croyances évoluent très peu au cours du jeu.

Figure 6.14. Distributions des variations des croyances

Fig 6.3.a. Histogramme de la variation des croyances concernant la valeur finale de l'action entre la période 10 et la période 3.

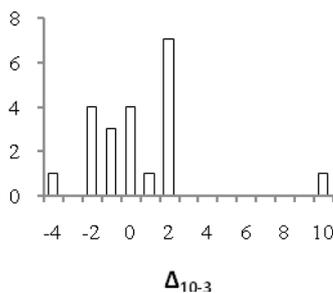


Fig 6.3.b. Histogramme de la variation des croyances concernant la valeur finale de l'action entre la période 16 et la période 10.

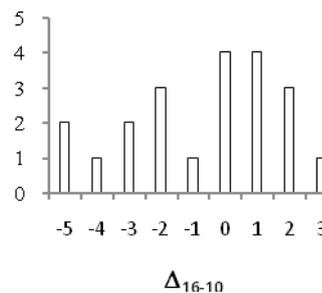
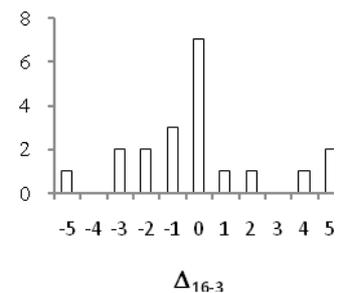


Fig 6.3.c. Histogramme de la variation des croyances concernant la valeur finale de l'action entre la période 16 et la période 3.

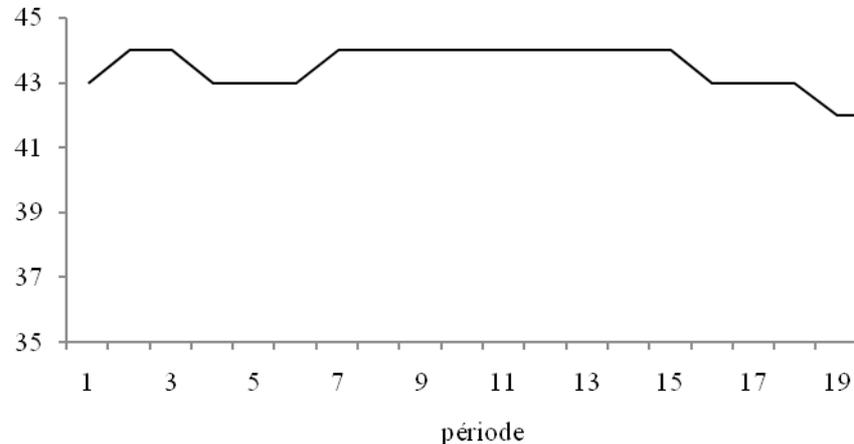


Ce qui devrait faire évoluer les croyances des joueurs concernant la valeur finale de l'action c'est l'observation du prix de marché, qui d'après le modèle de Jouini et Napp (2008) augmente avec la rentabilité de l'actif risqué et diminue avec le niveau moyen d'aversion au risque. En observant ce prix de marché, les joueurs observent aussi les croyances des autres qui sont véhiculées par ce prix, ce qui les amène à faire évoluer leurs propres croyances.

Dans notre jeu, le prix de marché de l'action S a très peu évolué tout au long du jeu (entre 42 et 44 euros jeu, voir figure 6.4) et c'est ce qui pourrait expliquer que les croyances des joueurs sont restées quasiment inchangées. Par ailleurs, nous pensons que les participants ont cru que nous leur demandions de prévoir le prix de marché final de l'action et non pas sa valeur finale qui est déterminée par le tirage au sort, d'où la forte convergence des croyances vers le prix de marché qui s'est établi tout au long du jeu.

Figure 6.15. Evolution du prix de marché de l'action

Cette figure présente l'évolution du prix de marché de l'action tout au long du jeu. Le prix de marché est déterminé de façon à ce que la demande rencontre au mieux l'offre.



Malgré cela nous essayons de voir s'il existe un lien entre l'aversion au risque et la variation des croyances concernant la valeur finale de l'action. Rappelons que l'objectif de l'étude c'est de voir si les croyances des individus évoluent de la même manière pour les plus averses et pour les plus tolérants au risque. Puisque la majorité des participants sont averses au risque, nous comparons l'évolution des croyances pour les plus averses et pour les moins averses. Pour ce faire nous nous basons sur l'approche suivante : nous classons les joueurs en 3 groupes selon leurs niveaux d'aversion au risque puis nous calculons la variation moyenne des croyances pour le groupe des plus averses et celui des moins averses. Les cinq mesures d'aversion au risque étant calculées à partir de différents prix de réservation et selon des méthodes de calcul différentes, l'affectation des joueurs dans l'un des trois groupes n'est pas forcément identique pour les 5 mesures. Les variations moyennes des croyances pour les deux groupes extrêmes sont résumées dans la table 6.10.

Table 6.10. Evolution des croyances pour les plus averses au risque et les moins averses au risque

	α_{S_1}	α_{S_2}	α_{S_3}	α_{S_4}	α_{S_5}	α_{S_6}	α_{S_7}	α_{S_8}	α_{S_9}	$\alpha_{S_{10}}$	
P_3	41.83	41.83	41.00	40.50	40.57	41.33	41.33	41.33	41.83	41.83	41.83
P_{10}	42.00	42.00	41.33	40.75	42.71	41.33	41.33	41.33	41.83	41.17	41.17
P_{16}	42.17	42.17	40.00	40.88	40.86	40.00	40.00	42.17	41.17	41.17	41.17
Δ_{10-3}	0.17	0.17	0.33	0.25	2.14	0.33	0.33	0.50	-0.67	0.50	-0.67
Δ_{16-10}	0.17	0.17	-1.33	0.13	-1.85	-1.33	-1.33	0.33	0	0	0
Δ_{16-3}	0.34	0.34	-1.00	0.38	0.29	-1.00	-1.00	0.83	-0.67	0.50	-0.67
Δ_{10-3}/P_3	0.41	0.41	0.80	0.62	5.27	0.80	0.80	1.21	-1.58	1.22	-1.60
Δ_{16-10}/P_{10}	0.40	0.40	-3.22	0.32	-4.53	-3.22	-3.22	0.81	0	0	0
Δ_{16-3}/P_3	18.0	0.81	-2.44	0.94	0.71	-2.44	-2.44	2.03	-1.58	1.22	-1.60

() ainsi que pour le groupe des plus averses ($\frac{E}{x^+}$).

Croyances moyennes
Variations absolues moyennes
Variations relatives moyennes

Les résultats montrent que les croyances moyennes des deux groupes sont très proches et cela quelque soit la mesure de l'aversion au risque considérée. Par ailleurs, les variations moyennes sont proches de zéro et ne permettent pas de conclure à l'existence d'un lien entre l'aversion au risque et l'évolution de l'optimisme (mesurée à travers la variation de la valeur finale de l'action anticipée).

Les résultats des tests de Kendall et de Spearman (table 6.11) ne permettent pas non plus de conclure à l'existence d'une relation significative entre évolution des croyances et aversion absolue au risque.

Table 6.27. Lien entre aversion au risque et variation des croyances

Cette table présente quelques statistiques concernant le lien entre les différentes mesures d'aversion absolue au risque corrigée $as_i, i = 1 \dots 5$ et les croyances liées à la valeur finale de l'action $P_t, t = 3, 10, 16$ ainsi que les variations de ces croyances

	Tau de Kendall			Rhô de Spearman		
	P_3	P_{10}	P_{16}	P_3	P_{10}	P_{16}
as_1	-0.05	-0.05	-0.12	-0.08	-0.04	-0.17
as_2	-0.05	-0.05	-0.10	-0.07	-0.04	-0.16
as_3	0.03	0.18	0.07	0.04	0.26	0.05
as_4	0.01	-0.05	-0.07	-0.01	-0.06	-0.12
as_5	0.04	-0.03	0.00	0.03	-0.03	-0.02
	Δ_{10-3}	Δ_{16-10}	Δ_{16-3}	Δ_{10-3}	Δ_{16-10}	Δ_{16-3}
as_1	0.00	-0.09	-0.18	0.00	-0.14	-0.21
as_2	0.00	-0.10	-0.18	0.00	-0.14	-0.23
as_3	0.14	-0.17	-0.01	0.14	-0.21	-0.01
as_4	-0.15	0.02	-0.22	-0.19	0.03	-0.30
as_5	-0.15	0.06	-0.18	-0.19	0.09	-0.23

1.30 Conclusion

Dans ce chapitre nous avons cherché à tester le modèle de Jouini et Napp (2008) à travers la mise en place d'un dispositif expérimental permettant de faire interagir des joueurs entre eux en leur faisant échanger des titres sur un marché afin de voir si de cette interaction naissait une modification de leur degré d'optimisme/pessimisme, l'optimisme faisant référence à l'anticipation d'une valeur finale de l'action, après observation du prix de marché, plus élevée que la prévision antérieure.

D'après Jouini et Napp (2008), puisque les joueurs observent le prix de marché, qui augmente avec la rentabilité de l'actif risqué et diminue avec le niveau moyen d'aversion au risque, ils observent aussi les croyances des autres (concernant la valeur finale de l'action) qui

sont véhiculées par le prix de marché, ce qui devrait les amener à faire évoluer leurs propres croyances, induisant ainsi une corrélation positive entre les croyances individuelles postérieures et les niveaux individuels d'aversion au risque. Néanmoins, cette corrélation positive est tributaire de deux conditions indispensables : la première liée à la dispersion des niveaux individuels de l'aversion au risque et la seconde liée à l'hypothèse que les agents se basent sur leurs propres niveaux d'aversion au risque pour estimer le niveau moyen d'aversion au risque.

De l'étude que nous avons réalisée, nous n'avons pu déduire aucune relation significative entre les niveaux individuels d'aversion au risque et l'optimisme/pessimisme mesuré à travers l'évolution des croyances des joueurs concernant la valeur finale de l'action. Plus encore, nous avons remarqué que pour la majorité des joueurs, les croyances évoluaient très peu au cours du jeu. En effet, ce qui aurait dû faire évoluer leurs croyances concernant la valeur finale de l'action c'est l'observation du prix de marché, or dans notre cas, le prix de marché a très peu évolué tout au long du jeu expliquant ainsi le fait que les croyances des joueurs sont quasiment restées inchangées. Par ailleurs, nous pensons que les participants ont cru que nous leur demandions de prévoir le prix de marché final et non pas la valeur finale de l'action qui est déterminée par le tirage au sort, d'où la forte convergence des croyances vers le prix de marché qui s'est établi tout au long du jeu.

L'étude que nous avons menée ne représente que l'ébauche d'une étude plus complète pouvant être réalisée ultérieurement. Dans cette étude ultérieure, nous veillerons à avoir un nombre plus important de participants ce qui garantirait une dispersion plus élevée des niveaux individuels d'aversion au risque. Sous cette condition nous pensons que les joueurs échangeront d'avantage de titres ce qui devrait faire évoluer le prix de marché de l'action au cours du jeu. Par ailleurs avant de commencer le jeu, nous aurons à expliquer d'avantage deux points essentiels. Primo, la valeur finale de l'action est déterminée à la fin du jeu, non pas par le prix du marché, mais par la moyenne arithmétique de 10 nombres tirés au sort (en effet, nous avons remarqué que certains des participants étaient surpris de voir que la valeur finale de l'action était différente du prix de marché). Secundo, ce que nous demandons aux participants de prévoir n'est pas le prix de marché de l'action mais sa valeur finale. Ce faisant, nous éviterons les problèmes de confusion majeurs rencontrés par les participants dans la présente étude.

Jouini et Napp (2008) basent leur modèle sur deux hypothèses fondamentales à savoir la dispersion des niveaux individuels de l'aversion au risque et l'hypothèse que les individus se basent sur leur propre niveau d'aversion au risque pour estimer le niveau moyen de

l'aversion au risque. Ainsi pour pouvoir tester l'existence d'une corrélation positive entre aversion au risque et optimisme, il faudrait s'assurer que ces deux hypothèses soient bien vérifiées. S'il est possible de garantir la première hypothèse, en choisissant de faire jouer des participants ayant des niveaux d'aversion au risque différents les uns des autres, il est beaucoup moins évident de garantir que les individus vont effectivement se baser sur leurs propres niveaux d'aversion au risque pour estimer le niveau moyen d'aversion au risque.

Conclusion générale

La prise en compte de l'hétérogénéité des croyances des agents dans l'équilibre économique ainsi que dans celui des marchés financiers est fondée tant du point de vue théorique qu'empirique. Elle fait l'objet d'un travail important et d'un vaste programme de recherche mené par plusieurs chercheurs.

Dans cette thèse, nous nous sommes intéressés au modèle développé par Jouini et Napp (2007). Ces derniers analysent les conséquences de l'introduction de croyances subjectives hétérogènes dans le modèle d'équilibre standard. Le principal résultat auquel ils aboutissent consiste en la proposition suivante : dans une économie où les croyances sont hétérogènes tout se passe comme si les croyances étaient homogènes et égales à une moyenne pondérée par les tolérances individuelles au risque des croyances individuelles et comme si l'utilité était ajustée par un coefficient d'escompte.

Il en résulte que la prime de risque d'équilibre dans une économie avec hétérogénéité est sensiblement plus grande que la prime de risque dans une économie homogène dès que l'on suppose que la probabilité de consensus est pessimiste. L'hétérogénéité des croyances apparaît alors, sous cette hypothèse, comme pouvant constituer une explication empiriquement satisfaisante de l'énigme de la prime de risque. Sous la même condition, le taux d'intérêt sans risque est sensiblement plus petit que celui obtenu dans un modèle homogène, ce qui permet d'expliquer l'énigme de la prime de risque.

Dans le cadre choisi par Jouini et Napp (2007), il n'est pas nécessaire que les agents soient individuellement pessimistes, le pessimisme au niveau global suffit à assurer une augmentation du prix du risque. Il est même possible d'avoir du pessimisme au niveau global lorsque la croyance moyenne équi pondérée est neutre c'est à dire qu'elle n'est ni optimiste, ni pessimiste. Il suffit qu'il y ait corrélation positive entre optimisme et aversion au risque pour récupérer du pessimisme au niveau agrégé.

Les recherches menées dans la présente thèse ont permis d'établir plusieurs résultats au sujet de la contribution de l'hétérogénéité des croyances des investisseurs et de leur pessimisme au niveau agrégé dans l'explication de la fameuse énigme de la prime de risque.

La première étude se propose d'évaluer empiriquement la capacité prédictive du CCAPM avec croyances hétérogènes présenté par Jouini et Napp (2007) et ce en utilisant des

données de marché. La formule du CCAPM avec croyances hétérogènes est donnée par la formule du CCAPM standard diminuée d'un terme égal à la moyenne pondérée par les tolérances au risque des degrés d'optimisme/pessimisme des agents, l'idée étant de voir si le modèle avec croyances hétérogènes a un pouvoir explicatif plus fort que le modèle classique et d'analyser l'impact de l'hétérogénéité sur les rentabilités des titres.

Puisque les tolérances au risque et les degrés d'optimisme des agents sur le marché ne sont pas observables, pour rendre cette formule testable nous faisons deux hypothèses simplificatrices. D'abord, nous supposons que l'optimisme d'un agent par rapport à un actif est le résultat de deux effets : l'un dû à l'agent et l'autre dû à l'actif. Ensuite, nous supposons que les individus translatent de façon proportionnelle l'incertitude concernant les bénéfices vers celle concernant les rentabilités.

Sous ces conditions, nous montrons que la formule du CCAPM en présence d'hétérogénéité est simplement donnée par la formule du CCAPM classique à laquelle vient s'ajouter un terme supplémentaire qui dépend de la divergence d'opinions mesurée par la dispersion des prévisions faites par les analystes financiers.

A travers l'estimation de ce modèle, nous avons cherché à connaître le signe du coefficient associé à la dispersion des prévisions dans le but de voir si la prise en compte de la divergence d'opinions conduit à une augmentation ou à une diminution des primes de risque des actions.

L'étude a porté sur différents échantillons de titres. Plusieurs régressions en coupe transversale ont été estimées selon la procédure de Fama et MacBeth (1973) à deux étapes. Ces régressions ont été faites aussi bien sur des titres individuels que sur des portefeuilles de titres.

Les résultats obtenus montrent l'existence d'une relation négative significative entre les rendements des titres et le niveau d'hétérogénéité des anticipations, mesuré par la dispersion des prévisions des analystes financiers; le taux de rentabilité en excès requis pour un titre caractérisé par une forte dispersion des prévisions est inférieur à celui d'un titre caractérisé par une faible dispersion. La prise en compte de la dispersion des prévisions des analystes conduit ainsi à une diminution de la prime de risque des actions. Cette conclusion va dans le sens des constatations faites par Diether, Malloy et Scherbina (2002) selon lesquels les actifs sur lesquels il y a plus de divergence d'opinions ont des primes de risque plus faible que les autres.

Ce résultat indique la présence d'un biais d'optimisme au niveau des analystes, largement documenté dans la littérature. En effet, plusieurs études empiriques ont montré que

les analystes présentent un optimisme excessif, tant pour les recommandations que pour les prévisions de bénéfices. Cet optimisme est notamment dû aux conflits d'intérêts auxquels sont exposés les analystes. Les sociétés suivies sont en effet des clients ou des clients potentiels des établissements bancaires, qui emploient les analystes, ce qui a pour effet d'exercer une pression implicite sur ces derniers les poussant à maintenir des avis favorables concernant ces sociétés. Les pressions que subissent les analystes ne viennent pas uniquement de leurs employeurs. Le maintien de bonnes relations avec les sociétés suivies en vue d'avoir accès à des informations privées peut aussi expliquer les prévisions optimistes des analystes.

L'optimisme des analystes, induit par plusieurs facteurs environnementaux, ne reflète donc pas le niveau d'optimisme de l'ensemble des intervenants sur le marché.

La deuxième étude proposée tente de voir si, dans un contexte lié à des loteries ou plus généralement à des opportunités d'investissement, les individus présentent dans leurs croyances un biais comportemental de pessimisme ; le pessimisme est généralement conçu comme un trait personnel conduisant à sous-estimer la probabilité des bons résultats et à surestimer la probabilité des mauvais résultats. Pour ce faire, cette étude considère une situation d'investissement très simple, sur laquelle les individus n'ont aucune influence, mais qui a un impact direct sur leur bien être, l'objectif étant de voir si dans une telle situation, les individus ont tendance à sous-estimer leur probabilité de gain.

Les travaux antérieurs qui se sont intéressés à la question de l'optimisme/pessimisme, principalement les études empiriques faites sur les prévisions des professionnels de l'économie (notamment les analystes financiers) et les enquêtes psychologiques, ont conclu à l'existence d'un biais d'optimisme. Toutefois, il a été montré à maintes reprises dans la littérature que les prévisions des professionnels étaient biaisées par des facteurs environnementaux. En psychologie, la notion de pessimisme est fondée sur une conception négative de la vie personnelle (pessimisme personnel) et / ou de la vie en général (pessimisme général). Ces notions ne sont pas bien adaptées aux situations d'investissement. En effet, le pessimisme personnel mesure la manière dont les individus perçoivent leur avenir et il est clair qu'ils ont une influence sur celui-ci. Le pessimisme général mesure la manière dont les individus perçoivent l'avenir en général par des items qui n'ont pas d'influence direct sur leur bien-être.

La méthodologie employée dans notre étude consiste à analyser les réponses données par un échantillon de 1540 individus à la question suivante : Supposez que l'on jette une pièce

de monnaie 10 fois de suite. Chaque fois que pile apparaît, vous gagnez 10€. Combien de fois pensez-vous que vous aller gagner ?

Nous considérons que les réponses qui sont au-dessous de la moyenne objective de cinq traduisent une forme de pessimisme. Nous désignons cette forme de pessimisme par « *pure-hazard introspective pessimism* ». "*Introspectif pessimism*" fait référence au fait que l'approche est introspective et différente d'une approche de choix théoriques dans le sens où nous déduisons les croyances individuelles par le biais de l'expression verbale et non pas par des paires de choix. L'hypothèse implicite est que ces croyances résultent d'un processus cognitif. "*Pure-hazard pessimism*" fait référence au fait que nous sommes intéressés par les croyances individuelles face à une situation de risque pur, représentée par les loteries, et non pas face à des événements sur lequel les individus peuvent avoir une influence.

Le score moyen obtenu est d'environ 3.9. Il est tout à fait frappant de constater que dans cette simple loterie, les individus annoncent que pile va apparaître (et qu'ils gagnent) moins de quatre fois sur 10. En d'autres termes, les individus associent une plus grande (resp. plus faible) probabilité subjective pour les mauvais (resp. bons) événements. Ce résultat est interprété comme un biais comportemental de pessimisme. Il est intéressant de noter que lorsqu'il n'y a pas de gain associé à la loterie, la réponse moyenne est de 4.9 et 90% des personnes interrogées répondent exactement 5. Ceci signifie que le biais de pessimisme trouvé ne peut pas être expliqué par une mauvaise inférence des probabilités élémentaires. Il est également intéressant de noter que lorsque la question porte sur 100 lancées (au lieu de 10), le score moyen est d'environ 10 fois celui obtenu lors du jeu à 10 lancées. Cela semble confirmer le fait que les réponses reflètent les probabilités subjectives plutôt que de l'aversion au risque ou d'autres notions connexes au risque.

La question portant sur la simple loterie sur laquelle nous nous sommes basés a montré la présence de pessimisme sans avoir à se référer à aucun modèle théorique de la prise de décision. Le concept de PHIP est différent des notions de pessimisme personnel et pessimisme général présentés dans la littérature de la psychologie.

Nous obtenons avec notre notion de pessimisme que les hommes sont moins pessimistes que les femmes et que le niveau de pessimisme augmente avec l'âge et diminue avec le revenu.

La troisième étude s'intéresse au lien entre aversion au risque et optimisme dans le cadre de l'utilité espérée subjective (UES). Nous partons d'une enquête portant sur des loteries, dans laquelle les données relatives à l'aversion au le risque (prix de réservation) et les

croiances subjectives (probabilités subjectives) sont disponibles dans le même contexte. Dans le cadre d'un modèle UES, les réponses recueillies nous permettent de dissocier les deux notions et d'en déduire les niveaux individuels d'optimisme et d'aversion au risque. Notre objectif est alors de déterminer et de comprendre la nature du lien entre l'optimisme et l'aversion au le risque. Plus précisément, nous cherchons à estimer le niveau moyen de l'optimisme pondéré par les tolérances au risque individuelles, ainsi que la moyenne non pondérée.

L'estimation de ces quantités est intéressante au niveau individuel et peut aider dans la compréhension da la nature du lien entre aversion au risque et optimisme. En effet, la corrélation entre tolérance au risque et optimisme est donnée par la différence entre ces deux quantités. Par ailleurs, l'estimation des moyennes pondérée et non pondérée des croyances individuelles revêt une certaine importance au niveau collectif. C'est ainsi que, dans le cadre de situations de prise de risques collectives en présence de croyances hétérogènes (et UES), cette moyenne des croyances subjectives représente le consensus du groupe (Gollier, 2003). De même, dans les modèles d'équilibre avec croyances hétérogènes tels que le CCAPM, la moyenne pondérée des croyances individuelles représente la croyance de l'agent représentatif.

Nous avons analysé les réponses recueillies lors de l'enquête. Le principal problème que nous rencontrons dans cette analyse est lié au fait que certaines observations correspondent à des comportements de neutralité face au risque ou même de recherche de risque. Ces observations ne sont pas compatibles avec les hypothèses classiques de la théorie de la décision et les modèles d'équilibre tels que le CCAPM. En outre, pour ces individus là, le niveau de tolérance au risque est infini ou négatif, et avec ces pondérations infinies ou négatives, une moyenne pondérée par les degrés de tolérance au risque devient absurde. Il n'est pas possible de rejeter purement et simplement ces observations, car elles sont associées à des niveaux élevés de tolérance au risque et leur rejet aurait un fort impact sur les quantités à estimer.

Ces observations nécessitent un traitement spécifique. Nous interprétons la neutralité face au risque et la recherche de risque comme étant un bruit et nous adoptons l'approche suivante : nous supposons que les individus ont de vraies caractéristiques non observables qui respectent les hypothèses de la théorie de la décision, et nous interprétons les réponses qu'ils donnent lors de l'enquête comme des réalisations bruitées de ces caractéristiques. Nous adoptons une approche bayésienne pour l'analyse statistique de ce problème et nous utilisons une méthode d'approximation hybride par MCMC pour estimer numériquement les distributions des caractéristiques non observables.

Alors que la probabilité objective est de 0.5, l'analyse des réponses montre que l'estimation de la moyenne équipondérée des probabilités subjectives se révèle être de l'ordre de 0.4 et l'estimation de la moyenne pondérée par les tolérances au risque individuelles des probabilités subjectives est égale à 0.3. Il apparaît alors que, pour l'échantillon retenu, le groupe est pessimiste et plus pessimiste que l'individu moyen.

Nous ne prétendons pas que 0.3 représente la probabilité subjective collective dans le cadre général, ni que $0.4 - 0.5/0.5 = -0.2$ représente sur une échelle de $[-1,1]$ le niveau moyen d'optimisme dans toutes les situations de prise de risque. Nous affirmons juste que la différence entre la moyenne équipondérée et la moyenne pondérée des probabilités subjectives est suffisamment importante pour conclure à une corrélation entre optimisme et aversion au risque. De même, la différence entre la probabilité objective et la moyenne non pondérée des probabilités subjectives est suffisamment importante pour conclure à un biais comportemental de pessimisme au niveau individuel. En conséquence, il devrait y avoir un biais de pessimisme au niveau collectif. L'impact sur les caractéristiques de l'équilibre devrait alors être vers une augmentation de la prime de risque et une diminution du taux sans risque.

L'objectif de la quatrième étude est d'analyser la nature du lien entre aversion au risque et optimisme dans un contexte dynamique à travers la mise en place d'un dispositif expérimental permettant de faire interagir des joueurs entre eux en leur faisant échanger des titres sur un marché afin de voir si de cette interaction naît une modification de leur degré d'optimisme/pessimisme, l'optimisme faisant référence à l'anticipation d'une valeur finale de l'action, après observation du prix de marché, plus élevée que la prévision antérieure.

Selon le modèle à anticipations rationnelles développé par Jouini et Napp (2008), en observant le prix de marché, qui augmente avec la rentabilité de l'actif risqué et diminue avec le niveau moyen d'aversion au risque, les joueurs observent les croyances des autres qui sont véhiculées par le prix de marché, ceci devrait les amener à faire évoluer leurs propres croyances, induisant ainsi une corrélation positive entre les croyances individuelles postérieures et les niveaux individuels d'aversion au risque. Néanmoins, cette corrélation positive dépend de deux conditions indispensables : la première liée à la dispersion des niveaux individuels de l'aversion au risque et la seconde liée à l'hypothèse que les agents se basent sur leurs propres niveaux d'aversion au risque pour estimer le niveau moyen d'aversion au risque.

De l'étude réalisée, nous n'avons pu déduire aucune relation significative entre les niveaux individuels d'aversion au risque et l'optimisme/pessimisme. Nous avons remarqué

que pour la majorité des joueurs, les croyances évoluaient très peu au cours du jeu. Ce qui aurait dû faire évoluer leurs croyances concernant la valeur finale de l'action c'est l'observation du prix de marché, or dans notre cas, le prix de marché a très peu évolué tout au long du jeu expliquant ainsi le fait que les croyances des joueurs sont quasiment restées inchangées. Par ailleurs, nous pensons que les participants ont cru que nous leur demandions de prévoir le prix de marché final et non pas la valeur finale de l'action qui est déterminée par un tirage au sort, d'où la forte convergence des croyances vers le prix de marché qui s'est établi tout au long du jeu.

Cette étude ne représente que l'ébauche d'une étude plus complète pouvant être réalisée ultérieurement. Dans cette étude ultérieure, nous veillerons à avoir un nombre plus important de participants ce qui garantirait une dispersion plus élevée des niveaux individuels d'aversion au risque. Sous cette condition nous pensons que les joueurs échangeront d'avantage de titres ce qui fera évoluer le prix de marché de l'action au cours du jeu. Par ailleurs avant de commencer le jeu, nous aurons à expliquer d'avantage deux points essentiels. Primo la valeur finale de l'action est déterminée à la fin du jeu, non pas par le prix du marché, mais par la moyenne arithmétique de 10 nombres tirés au sort (en effet, nous avons remarqué que certains des participants étaient surpris de voir que la valeur finale de l'action était différente du prix de marché). Secundo ce que nous demandons aux participants de prévoir au cours du jeu c'est non pas le prix de marché de l'action mais sa valeur finale. Ce faisant, nous éviterons les problèmes de confusion majeurs rencontrés par les participants dans la présente étude.

Jouini et Napp (2008) basent leur modèle sur deux hypothèses fondamentales à savoir la dispersion des niveaux individuels de l'aversion au risque et l'hypothèse que les individus se basent sur leur propre niveau d'aversion au risque pour estimer le niveau moyen de l'aversion au risque. Ainsi pour pouvoir tester l'existence d'une corrélation positive entre aversion au risque et optimisme, il faudrait s'assurer que ces deux hypothèses soient bien vérifiées. S'il est possible de garantir la première hypothèse, en choisissant de faire jouer des participants ayant des niveaux d'aversion au risque différents les uns des autres, c'est beaucoup moins évident de garantir que les individus vont effectivement se baser sur leurs propres niveaux d'aversion au risque pour estimer le niveau moyen d'aversion au risque.

Les principales contributions de ce travail sont de construire des mesures des degrés individuels d'optimisme et d'aversion au risque dans un contexte simple et d'analyser la nature du lien entre ces deux caractéristiques. Les résultats trouvés montrent que les individus présentent un biais de pessimisme et qu'il existe une corrélation positive entre aversion au risque et optimisme, corrélation qui traduit l'existence de pessimisme au niveau agrégé.

Ces résultats permettent de corroborer l'approche proposée par Jouini et Napp (2007) pour expliquer les énigmes de la prime de risque et du taux sans risque, qui repose sur la prise en compte de l'hétérogénéité et de la subjectivité des croyances des investisseurs.

De façon plus générale la prise en compte de la dimension comportementale des agents et des marchés contribue à expliquer plusieurs sources d'inefficiences auxquelles les paradigmes traditionnels de la finance ne trouvent pas d'explications satisfaisantes.

Thaler (1999) dans un article provocateur concluait à la fin de la finance comportementale. Dans la mesure où elle avait perdu son caractère controversé et était devenue le paradigme dominant, le qualificatif de comportemental serait devenu redondant et il n'y aurait plus de finance que « comportementale »...tout économiste n'incorporant pas la dimension comportementale étant à l'évidence irrationnel...

Annexes

A. Questionnaire

PREMIERE PARTIE

On vous offre la possibilité de jouer au jeu suivant : on lance une pièce une fois, si c'est face qui apparaît vous recevez 10 DT, si c'est pile qui apparaît vous ne recevez rien du tout.

Q1

Etes vous prêt à jouer à ce jeu ?

1	OUI	→ PASSEZ À Q3
2	NON	→ PASSEZ A Q2

Q2

Pourquoi n'êtes vous pas prêt à jouer à ce jeu ?

En spontané

Q3

Combien êtes vous prêt à payer au maximum pour pouvoir jouer à ce jeu ?

□□□

DEUXIEME PARTIE

Maintenant on vous propose le jeu suivant : on lance une pièce 10 fois de suite, chaque fois que face apparaît vous recevez 10 DT, chaque fois que pile apparaît vous ne recevez rien du tout.

Q4

Quelle est votre estimation, en fonction de votre propre expérience et de votre chance, de votre nombre de gains ? (autrement dit, sur les 10 fois combien de fois estimez vous gagner ?)

□□□

Q5

Combien êtes vous prêt à payer au maximum pour pouvoir jouer à ce jeu ?

□□□

TROISIEME PARTIE

Q6

Supposez que vous représentez la seule source de revenu pour votre famille et que vous possédez un bon emploi qui vous garantit à vous ainsi qu'à votre famille, votre revenu actuel jusqu'à la fin de votre vie. Il vous est offert l'opportunité d'avoir un nouvel emploi, aussi bon que le précédent mais qui vous permet avec 1 chance sur 2 de doubler votre revenu et 1 chance sur 2 de le réduire de 20%. Prendriez-vous le nouvel emploi ?

1	NON	→ PASSEZ À Q7
2	OUI	→ PASSEZ A Q10

Q7

Supposez que les chances d'1 sur 2 que le nouvel emploi vous double votre revenu net, et d'1 sur 2 qu'il le réduise de 10%, Accepteriez-vous alors de le prendre ?

1	NON	→ PASSEZ À Q8
---	-----	---------------

2	OUI	→ PASSEZ A Q12
---	-----	----------------

Q8

Supposez que les chances d'1 sur 2 que le nouvel emploi vous double votre revenu net, et d'1 sur 2 qu'il le réduise de 8%, Accepteriez-vous de le prendre dans ce cas là ?

1	NON	→ PASSEZ À Q9
2	OUI	→ PASSEZ A Q12

Q9

Supposez que les chances d'1 sur 2 que le nouvel emploi vous double votre revenu net, et d'1 sur 2 qu'il le réduise de 5%, Accepteriez-vous de le prendre dans ce cas là ?

1	NON	→ PASSEZ À Q12
2	OUI	→ PASSEZ A Q12

Q10

Supposez que les chances d'1 sur 2 que le nouvel emploi vous double votre revenu net, et d'1 sur 2 qu'il le réduise d'un tiers, Accepteriez-vous toujours de le prendre ?

1	NON	→ PASSEZ À Q12
2	OUI	→ PASSEZ A Q11

Q11

Supposez que les chances d'1 sur 2 que le nouvel emploi vous double votre revenu net, et d'1 sur 2 qu'il le réduise de 50%, Accepteriez-vous toujours de le prendre ?

1	NON	→ PASSEZ À Q12
2	OUI	→ PASSEZ A Q12

QUATRIEME PARTIE

Pour chacun des évènements suivants, on vous demande :

a- de mentionner le pourcentage de chance que l'évènement se réalise (en lui associant un nombre entre 0 et 100, 0 si vous pensez que l'évènement ne se réalisera jamais, 100 si vous pensez qu'il se réalisera sûrement)

b- d'indiquer l'importance de cet évènement en lui associant une valeur comprise entre -10 et +10 (0 si vous êtes neutres)

Q15-Q43

Evènements personnels :

	IMPORTANCE DE L'EVENEMENT <u>ENTRE -10 ET +10</u>	POSSIBILITE DE REALISATION <u>ENTRE 0 ET 100</u>
Vous aurez une vie heureuse		%
Plus tard, vous vous rendrez compte que vous avez choisi votre propre vie et que vous n'avez pas laissé les choses se faire toutes seules		%
Quand vous serez plus âgé, plusieurs personnes penseront que vous êtes une personne désagréable		%
Vous aurez un jour un travail qui vous passionnera		%
Vous échouerez dans votre travail		%
Les évènements vont rarement dans le sens que vous voulez		%

Plus tard, vos collègues de travail garderont un bon souvenir de vous	□□□	□□□□□%
Vous serez capable de garder vos meilleurs amis pour la vie	□□□	□□□□□%
Vous n'avez aucune chance de gagner à un jeu de hasard	□□□	□□□□□%
Vous serez capable d'atteindre les objectifs de carrière que vous vous êtes fixés	□□□	□□□□□%
Vous n'avez aucune chance d'être sélectionné à un jeu télévisé	□□□	□□□□□%
Vous finirez votre vie tout seul	□□□	□□□□□%
Vous serez une personne insignifiante	□□□	□□□□□%
Vous gagnerez un jour au promo sport	□□□	□□□□□%
Vous n'aurez pas beaucoup de chance dans votre vie	□□□	□□□□□%
Vous resterez dans la même entreprise (emploi, institution) jusqu'à votre retraite	□□□	□□□□□%

Q44-Q73

Evènements mondiaux

	IMPORTANCE DE L'EVENEMENT	POSSIBILITE DE REALISATION
	ENTRE -10 ET +10	ENTRE 0 ET 100
D'ici 40 ans, plusieurs océans et lacs seront détruits par la pollution	□□□	□□□□□%
L'espérance de vie de l'être humain augmentera	□□□	□□□□□%
Le taux de mortalité des jeunes diminuera d'ici 10 ans	□□□	□□□□□%
La situation des pays pauvres ne s'améliorera jamais	□□□	□□□□□%
Un jour le conflit Israélo-Palestinien cessera	□□□	□□□□□%
Un jour grâce au progrès, les principaux problèmes de l'humanité seront résolus	□□□	□□□□□%
Le nombre de maladies incurables augmentera dans 30 ans	□□□	□□□□□%
plusieurs races animales disparaîtront dans 100 ans	□□□	□□□□□%
Il y aura une catastrophe nucléaire avant 40 ans	□□□	□□□□□%
Il n'y aura jamais de troisième guerre mondiale	□□□	□□□□□%
Le niveau de vie du tunisien va baisser	□□□	□□□□□%
La situation économique de la Tunisie continuera à s'améliorer	□□□	□□□□□%
Les entreprises tunisiennes auront de moins en moins de chances de faire face à la concurrence internationale	□□□	□□□□□%
Le taux de chômage diminuera pendant la prochaine décennie	□□□	□□□□□%
Un jour, il y aura la paix sur la terre	□□□	□□□□□%

Q74 - Sexe de l'interviewé :

Homme	1
Femme	2

Q75 - Age de l'interviewé :

Dites-moi s'il vous plaît votre âge précis à votre dernier anniversaire.

□□□

Q76 Revenu total moyen **MENSUEL net** du ménage.

1	Moins de 200 dinars
2	De 200 à 400 dinars
3	De 400 à 600 dinars
4	De 600 à 800 dinars
5	De 800 à 1000 dinars
6	De 1000 à 1500 dinars
7	De 1500 à 2000 dinars
8	De 2000 à 4000 dinars
9	Plus de 4000 dinars
10	NSP/REFUS

B. Hybrid MCMC algorithm

Let us first define

$$f_G(y|x) = \frac{1}{4} \left(f_{G(\delta_1 x, \delta_1)}(y) + f_{G(\delta_2 x, \delta_2)}(y) + f_{G(\delta_3 x, \delta_3)}(y) + f_{G(\delta_4 x, \delta_4)}(y) \right)$$

The hybrid MCMC algorithm we used in our simulation is described by the following steps:

Hybrid MCMC algorithm

- Initialization: Simulate $(a^{(0)}, b^{(0)}, c^{(0)}, d^{(0)})$ from $\otimes_{i=1}^4 \mathcal{G}a(1,1)$

For $i \in \{1, \dots, n\}$, simulate $(\pi_i^{(0)}, p_i^{(0)})$ from

$$\mathcal{B}e(x_i + a^{(0)}, 10 - x_i + b^{(0)}) \otimes \mathcal{B}e]_{0, \pi_i^{(0)}}[y_i + c^{(0)}, 100 - y_i + d^{(0)})$$

(Truncated Beta distribution)

- For $t = 1, \dots$:

- 1) For $i \in \{1, \dots, n\}$, simulate $(\tilde{\pi}_i, \tilde{p}_i)$ from

$$\mathcal{B}e(x_i + a^{(t-1)}, 10 - x_i + b^{(t-1)}) \otimes \mathcal{B}e]_{0, \pi_i^{(t)}}[y_i + c^{(t-1)}, 100 - y_i + d^{(t-1)})$$

and take

$$(\pi_i^{(t)}, p_i^{(t)}) = \begin{cases} (\tilde{\pi}_i, \tilde{p}_i) & \text{with probability } \rho_i^{(\pi, p)} \\ (\pi_i^{(t-1)}, p_i^{(t-1)}) & \text{with probability } 1 - \rho_i^{(\pi, p)} \end{cases}$$

where

$$\rho_i^{(\pi, p)} = \min \left(\frac{(\tilde{\pi}_i - \tilde{p}_i)^{s^{(t-1)}} F_{\mathcal{B}e(c^{(t-1)} + y_i, d^{(t-1)} + 100 - y_i, 0, 1)}(\tilde{\pi}_i)}{(\pi_i^{(t-1)} - p_i^{(t-1)})^{s^{(t-1)}} F_{\mathcal{B}e(c^{(t-1)} + y_i, d^{(t-1)} + 100 - y_i, 0, 1)}(\pi_i^{(t-1)})}, 1 \right)$$

- 2) Simulate \tilde{a} from $f_G(\cdot | a^{(t-1)})$ and take

$$a^{(t)} = \begin{cases} \tilde{a} & \text{with probability } \rho^a = \min \left(\frac{f_a(\tilde{a} | \dots) / f_G(\tilde{a} | a^{(t-1)})}{f_a(a^{(t-1)} | \dots) / f_G(a^{(t-1)} | \tilde{a})}, 1 \right) \\ a^{(t-1)} & \text{with probability } 1 - \rho^a \end{cases}$$

- 3) Simulate \tilde{b} from $f_G(\cdot | b^{(t-1)})$ and take

$$b^{(t)} = \begin{cases} \tilde{b} & \text{with probability } \rho^b = \min\left(\frac{f_b(\tilde{b}|\dots)/f_g(\tilde{b}|b^{(t-1)})}{f_b(b^{(t-1)}|\dots)/f_g(b^{(t-1)}|\tilde{b})}, 1\right) \\ b^{(t-1)} & \text{with probability } 1 - \rho^b \end{cases}$$

4) Simulate \tilde{c} from $f_g(\cdot|c^{(t-1)})$ and take

$$c^{(t)} = \begin{cases} \tilde{c} & \text{with probability } \rho^c = \min\left(\frac{f_c(\tilde{c}|\dots)/f_g(\tilde{c}|c^{(t-1)})}{f_c(c^{(t-1)}|\dots)/f_g(c^{(t-1)}|\tilde{c})}, 1\right) \\ c^{(t-1)} & \text{with probability } 1 - \rho^c \end{cases}$$

5) Simulate \tilde{d} from $f_g(\cdot|d^{(t-1)})$ and take

$$d^{(t)} = \begin{cases} \tilde{d} & \text{with probability } \rho^d = \min\left(\frac{f_d(\tilde{d}|\dots)/f_g(\tilde{d}|d^{(t-1)})}{f_d(d^{(t-1)}|\dots)/f_g(d^{(t-1)}|\tilde{d})}, 1\right) \\ d^{(t-1)} & \text{with probability } 1 - \rho^d \end{cases}$$

6) Simulate \tilde{e} from $f_g(\cdot|e^{(t-1)})$ and take

$$e^{(t)} = \begin{cases} \tilde{e} & \text{with probability } \rho^e = \min\left(\frac{f_e(\tilde{e}|\dots)/f_g(\tilde{e}|e^{(t-1)})}{f_e(e^{(t-1)}|\dots)/f_g(e^{(t-1)}|\tilde{e})}, 1\right) \\ e^{(t-1)} & \text{with probability } 1 - \rho^e \end{cases}$$

After some experimenting, we found that the scales $\delta_1 = 1$, $\delta_2 = 10$, $\delta_3 = 100$ and $\delta_4 = 1000$ ensure a good behavior of the hybrid MCMC algorithm.

C. Consistency tests and descriptive statistics

C.1 Consistency tests

*: the correlation is significant at a 0.5 level (bilateral)

** : the correlation is significant at a 0.1 level (bilateral)

C.1.1. Absolute risk aversion under the objective probability (*OA*)

The descriptive statistics of the three measures of the absolute risk aversion under the objective probability are summarized in table B.1.

For the considered sample, the mean value of the first measure of absolute risk aversion is equal to 0.1338 which means that the individuals in our sample are on average risk averse.

	Min.	1st Qu.	Median	Mean	3rd Qu.	Max.	N° of obs.
OA_1^{Taylor}	-0.2000	0.1379	0.1765	0.1338	0.1951	0.2000	1536
OA_1^{exp}	0.0822	0.3281	0.3281	0.6288	0.6921	6.9314	1055
OA_{10}^{exp}	0.0402	0.4550	0.6921	1.5890	1.3862	6.9314	1340

Table C. 1. Descriptive statistics of *OA*

- ***OA* and gender**

The average level of each measure of absolute risk aversion for women and men are summarized in table B.2. This table shows that women are more risk averse than men. This is confirmed by a Wilcoxon test.

Table C. 2. <i>OA</i> and gender		Women	Men	Wilcoxon test	
				z	p-value
• <i>OA</i> and age	OA_1^{Taylor}	0.1396	0.1273	-3.377	0.001
	OA_1^{exp}	0.6623	0.5934	-2.395	0.017
	OA_{10}^{exp}	1.7111	1.4669	-3.292	0.001

By sorting the individuals into age classes, and by computing the average values for the three measures of *OA* for each class, we obtain the following results, which show an increasing relationship between risk aversion and age.

Age band	[0,25]	[25,30]	[30,35]	[35,40]	[40,45]	[45,50]	Kendall	Spearman
OA_1^{Taylor}	0.096	0.129	0.142	0.143	0.136	0.134	0.054**	0.073**
OA_1^{exp}	0.765	0.615	0.575	0.570	0.660	0.673	-0.002	-0.002
OA_{10}^{exp}	1.425	1.588	1.663	1.704	1.431	1.662		

Table C. 3. *OA* and age

- **OA and income**

We split the individuals in our sample into 7 income classes and we compute the average values of the absolute risk aversion for each class, we obtain the following results.

Income band	<200	(200,400]	(400,600]	(600,800]	(800,1000]	(1000,1500]	>1500
OA_1^{Taylor}	0.162	0.147	0.139	0.134	0.120	0.111	0.096
OA_1^{exp}	0.486	0.803	0.684	0.547	0.519	0.432	0.388
OA_{10}^{exp}	1.662	2.350	1.784	1.457	1.310	1.669	1.309

Table C. 4. OA and income

The Kruskal Wallis test indicates that these variables are linked. In fact, it seems that there is a decreasing relationship between absolute risk version and income. In order to study the nature of this link, we transform the variable “Income”, which is a qualitative variable into a quantitative variable, and we perform Spearman’s and Kendall’s tests. The results confirm a decreasing relation between risk aversion and income.

	Kruskall Wallis			Kendall		Spearman	
	KW	df	p-value	tau	p-value	rho	p-value
OA_1^{Taylor}	14.72	6	0.023	-0.080**	0.000	-0.100**	0.000
OA_1^{exp}	8.429	6	0.208	-0.064*	0.024	-0.075*	0.026
OA_{10}^{exp}	54.72	6	0.000	-0.133**	0.000	-0.174**	0.000

Table C. 5. Link between OA and income

- **Consistency between the 3 measures of OA**

In order to check the consistency of the three measures of absolute risk aversion that can be computed under the objective probability, we perform Kendall’s and Spearman’s tests. The results show that there are increasing relationships between the three measures of absolute risk aversion.

	Kendall’s tau	Spearman’s rhô	Pearson correlation
$OA_1^{Taylor} / OA_1^{exp}$	1.000**	1.000**	0.312**
$OA_1^{Taylor} / OA_{10}^{exp}$	0.316**	0.402**	0.269**
$OA_1^{exp} / OA_{10}^{exp}$	0.265**	0.324**	0.213**

Table C. 6. Coherence between OA_1^{Taylor} , OA_1^{exp} and OA_{10}^{exp}

C.1.2 Relative risk aversion (RRA)

To elicit the level of individual relative risk aversion, we have adopted the measure derived by Hanna, Gutter and Fan (1998) which is an improved version of the Barsky et al. (1997) risk aversion measure. The latter is based on the willingness of individuals to gamble on lifetime income. The answers to the questions allow us to identify 7 groups ranked from least

risk averse (group I) to most risk averse (group VII) without having to assume a particular functional form for the utility function. Table B.7 gives the fraction of all respondents who fall into the different risk aversion groups.

	Percent choosing response							Number of responses
	I	II	III	IV	V	VI	VII	
All respondents	4	9	23.7	5.5	7	9.7	41.1	1527

Table C. 7. Relative risk aversion

The majority of respondents (50, 8%) are in the most risk averse categories (VI and VII). This finding is consistent with Barsky et al. (1997) and Kapteyn and Teppa (2002).

- **RRA and gender**

The following table examines how risk aversion varies by gender.

	Percent choosing response							Number of responses
	I	II	III	IV	V	VI	VII	
Women	3.1	8.2	21.7	5.4	6.4	9.9	45.2	778
Men	4.9	9.5	25.8	5.7	7.6	9.5	37.0	749

Table C. 8. Relative risk aversion and gender

We can observe that there are differences in relative risk aversion by gender. Women are somewhat more risk averse than man, with the biggest difference being in women's propensity to choose the most risk averse option (VII). This conclusion is confirmed by a Chi Square test ($\chi^2 = 13.85$, $p - \text{value} = 0.032$)

- **RRA and age**

We compute the average age for each class of relative risk aversion (c) and we obtain the following results.

c	I	II	III	IV	V	VI	VII
Average age	30.81	33.47	34.19	33.91	34.60	33.20	35.86

Table C. 9. Relative risk aversion and age

It seems that there is an increasing relationship between age and relative risk aversion. To confirm the nature of this link, we transform the variable RRA , which is a qualitative variable into a quantitative variable. Spearman's and Kendall's tests allow us to confirm that risk aversion increase with age ($\tau = 0.104$, $p - \text{value} = 0.000$; $\rho = 0.136$, $p - \text{value} = 0.000$).

- **RRA and income**

The Chi square test shows that there is no significant relationship between income and relative risk aversion ($\chi^2 = 39.98, p - \text{value} = 0.105$). This is not consistent with Barsky et al. (1997) who found that risk tolerance decrease with family income.

C.1.3 Consistency between relative and absolute risk aversion

We report for each measure of OA and for each class c of relative risk aversion the average level over the individuals in that class of the product of absolute risk aversion (under the objective probability, OA_i) by the mean of the income band w_i .

Kendall's, Spearman's and Pearson's correlation tests show a positive relationship between the elicited levels of absolute and relative risk aversion.

c	$E[OA_1^{Taylor} * w_i i \in c]$	$E[OA_1^{exp} * w_i i \in c]$	$E[OA_{10}^{exp} * w_i i \in c]$
I	52.149	301.811	515.827
II	51.363	172.310	703.077
III	65.629	207.092	608.108
IV	94.737	314.029	951.735
V	88.157	163.251	758.157
VI	108.465	344.846	1218.167
VII	111.268	332.170	1206.866
Kendall's Tau	0.81*	0.33	0.71*
Spearman's Rho	0.93**	0.50	0.89**
Pearson correlation	0.96**	0.39	0.89**

Table C. 10. The average level of the product of OA by the mean of the income band

C.1.4 Corrected risk aversion (CA)

	Min.	1st Qu.	Median	Mean	3rd Qu.	Max.	N° of obs.
CA_1^{Taylor}	-2.0000	0.0000	0.1428	0.0804	0.1818	0.4000	1513
CA_1^{exp}	0.0810	0.1694	0.2196	0.3389	0.5066	2.3025	926
CA_{10}^{exp}	0.0002	0.2715	0.5066	0.8587	1.0216	6.9314	1342

Table C. 11. Descriptive statistics of CA

- **Consistency between the 3 measures of CA**

Kendall's and Spearman's tests show that there are increasing relationships between the three measures of absolute risk aversion computed under the subjective probability

	Kendall's tau	Spearman's Rho	Pearson correlation
$CA_1^{Taylor} / CA_1^{exp}$	0.203**	0.285**	0.239**
$CA_1^{Taylor} / CA_{10}^{exp}$	0.840**	0.945**	0.795**
$CA_1^{exp} / CA_{10}^{exp}$	0.122**	0.166**	0.017

Table C. 12. Coherence between CA_1^{Taylor} , CA_1^{exp} and CA_{10}^{exp}

C.2 Descriptive statistics

• CA and gender

The average level of each measure of SA for women and men are summarized in table B.13.

Table C. 13. CA and gender		Women	Men	Wilcoxon test	
				Z	p-value
	CA_1^{Taylor}	0.0843	0.0765	-1.094	0.274
Wilcoxon tests	CA_1^{exp}	0.3404	0.3372	-0.300	0.764
show that the	CA_{10}^{exp}	0.8826	0.8350	-1.975	0.048

differences in corrected risk aversion across genders are not significant.

• CA and age

By sorting the individuals into age classes and by computing the average value of the 3 measures of CA we obtain the results presented in table B.14. Kendall's and Spearman's tests show no significant link between age and CA.

Age band	[0,25]	[25,30]	[30,35]	[35,40]	[40,45]	[45,50]	Kendall	Spearman
CA_1^{Taylor}	0.0750	0.0769	0.0751	0.0835	0.0849	0.0849	0.011	0.016
CA_1^{exp}	0.3483	0.3530	0.3188	0.3346	0.3294	0.3530	0.006	0.009
CA_{10}^{exp}	0.8111	0.8195	0.9004	0.9332	0.7497	0.9584	0.000	-0.001

Table C. 14. CA and age

• CA and income

Income band	<200	(200,400]	(400,600]	(600,800]	(800,1000]	(1000,1500]	>1500
CA_1^{Taylor}	0.1048	0.0692	0.0905	0.0910	0.0722	0.0742	0.0146
CA_1^{exp}	0.4253	0.3144	0.3381	0.3375	0.3141	0.3670	0.3133
CA_{10}^{exp}	0.9487	1.2897	0.9197	0.8039	0.6480	0.8737	0.8832

Table C. 15. CA and income

	Kruskall Wallis			Kendall		Spearman	
	KW	df	p-value	tau	p-value	rho	p-value
CA_1^{Taylor}	11.23	6	0.081	-0.023	0.289	-0.031	0.272
CA_1^{exp}	5.98	6	0.425	-0.025	0.363	-0.034	0.351

CA_{10}^{exp}	52.78	6	0.000	-0.128**	0.000	-0.173**	0.000
-----------------	-------	---	-------	----------	-------	----------	-------

Table C. 16. Link between CA and income

Bibliographie

- Abarbanel, J.S., Lanen, W.N. and Verrecchia, R.E., 1994, Analysts' forecasts as proxies for investors beliefs in empirical research, Working Paper, University of Michigan
- Abarbanell, J. and Lehavy, R., 2003, Biased forecasts or biased earnings: The role of reported earnings, in explaining apparent bias and over/underreaction in analysts' earnings forecasts, *Journal of Accounting and Economics*, 36, 105–146.
- Abel, A., 1989, Asset prices under heterogeneous beliefs: implications for the equity premium. Mimeo, University of Pennsylvania.
- Abel, A., 1990, Asset prices under habit formation and catching up with the joneses, *A.E.R. Papers and Proceedings*, 80, 38–42.
- Abel, A.B. ,2002, An exploration of the effects of pessimism and doubt on asset returns, *Journal of Economic Dynamics and Control*, 26, 1075–1092.
- Ackert, L. F., Charupat, N., Church, B. K. and Deaves, R., 2006, Margin, short selling, and lotteries in experimental asset markets, *Southern Economic Journal*, 73, 419–436.
- Admati, A.R., 1985. A noisy rational expectations equilibrium for multi asset securities markets. *Econometrica*, 53, 629–657.
- Affleck-Graves, J., Davis, L.R. and Mendenhall, R.R., 1990, Forecasts of earnings per share: Possible sources of analyst superiority, *Contemporary Accounting Research*, 6, 501–517.
- Allais, M., 1953, Le comportement de l'homme rationnel devant le risque : Critique des postulats et axiomes de l'École Américaine. *Econometrica*, 21,503–546.
- Allen, W.D. and Evans, D. A., 2005, Bidding and overconfidence in experimental financial markets, *Journal of Behavioral Finance*, 6, 108–120.
- Alonso, I. and Prado, J.M., 2008, Ambiguity aversion, the equity premium and the welfare costs of business cycles. Seminar Papers 752, Stockholm University, Institute for International Economic Studies.
- Alpert, M. and Raiffa, H., 1982, A progress report on the training of probability assessors. In: D. Kahneman, P. Slovic and A. Tversky, eds., *Judgment Under Uncertainty: Heuristics and Biases* (Cambridge University Press, Cambridge), 294–305.

- Anderson, E.W., Ghysels, E. and Juergens, J. L., 2005, Do heterogeneous beliefs matter for asset pricing?, *Review of Financial Studies*, 18, 875–924.
- Anderson, E., Hansen, L. and Sargent, T., 1998, Risk and robustness in equilibrium. Working Paper, University of Chicago.
- Anderson, M. and Sunder, S., 1995, Professional traders as intuitive bayesians, *Organizational Behavior and Human Decision Processes*, 64, 185–202.
- Ang, A., Bekaert, G. and Liu, J., 2005, Why stocks may disappoint, *Journal of Financial Economics*, 76, 471–508.
- Ang, J.S., and Ciccone, S. J., 2002, Analyst forecasts and stock returns. Working paper, Florida State University
- Attanasio, O. P. and Weber, G., 1989, Intertemporal substitution, risk aversion and Euler equation for consumption. *Economic Journal*, 99, 57–73.
- Baik, B. and Park, C., 2003, Dispersion of analysts' expectations and the cross-section of stock returns, *Applied Financial Economics*, 13, 829–839
- Baker, R.J., Laury, S.K. and Williams, A.W., 2004, Comparing group and individual behavior in lottery-choice experiments. Working paper, Indiana University.
- Barberis, N., Huang, M. and Santos, T., 2001, Prospect theory and asset prices, *Quarterly Journal of Economics*, 116, 1–53.
- Barberis, N., Shleifer, A. and Vishny, R., 1998, A model of investor sentiment, *Journal of Financial Economics*, 49, 307–345.
- Barberis, N. and Thaler, R., 2003. A survey of behavioral finance. Chapter 18, *Handbook of the Economics of Finance*, Edited by G.M. Constantinides, M. Harris and R. Stulz
- Barron, O.E., Stanford, M. and Yu, Y., 2005, Further evidence on the relation between analysts' forecast dispersion and stock returns. Working Paper.
- Barsky, R., Juster, F. T., Kimball, M. S. and Shapiro, M. D., 1997, Preference parameters and behavioral heterogeneity. An experimental approach in the health and retirement study, *The Quarterly Journal of Economics*, 112, 537–580.
- Basak, S., 2000, A model of dynamic equilibrium asset pricing with heterogeneous beliefs and extraneous risk, *Journal of Economic Dynamics and Control*, 24, 63–95.
- Beetsma, R.M.W.J. and Schotman, P.C., 1997, Measuring risk attitudes in a natural experiment: an empirical analysis of the television game show LINGO. Center Discussion Paper 9805, Tilburg University, Tilburg.

- Bell, D., 1982, Regret in decision making under uncertainty, *Operations Research*, 30, 961–981.
- Bell, D., 1985, Disappointment in decision making under uncertainty, *Operations Research*, 33, 1–27
- Benartzi, S. and Thaler, R., 1995, Myopic loss aversion and the equity premium puzzle, *Quarterly Journal of Economics*, 110, 73–92.
- Bernard, V., 1992, Stock price reactions to earning announcements. *Advances in Behavioral Finance*, Thaler R., Russell Sage Foundation, New York.
- Biais, B., Hilton, D., Mazurier, K. and Pouget, S, 2002, Psychological traits and trading strategies. CSEF Working paper
- Binswanger, H.P, 1980, Attitudes toward risk: Experimental measurement in rural India, *American Journal of Agricultural Economics*, 62, 395–407.
- Binswanger, H.P, 1981, Attitudes toward risk: Theoretical implications of an experiment in rural India, *Economic Journal*, 91, 867–890.
- Bloomfield, R., 1996, Quotes, prices, and estimates in a laboratory market, *The Journal of Finance*, 51, 1791–1808.
- Bloomfield, R. and O'hara M., 1999, Market transparency : Who wins and who loses?, *Review of Financial Studies*, 12, 5–35.
- Boehme, R.D., Danielsen, B.R. and Sorescu, S.M., 2006, Short-sale constraints, differences of opinion, and overvaluation, *Journal of Financial and Quantitative Analysis*, 41, 455-.
- Bone, J., Hey, J., and Suckling, J., 1999, Are groups more (or less) consistent than individuals?, *Journal of Risk and Uncertainty*, 8, 63–81.
- Bornstein, G., and Yaniv, I., 1998, Individual and group behavior in the ultimatum game. Are Groups More Rational Players?, *Experimental Economics*, 1, 101–108.
- Bossaerts, P., Kleiman, D. and Plott, C., 1998, Experimental tests of the CAPM as a model of equilibrium in financial markets. Working paper, California Institute of technology.
- Bossaert, P. and Plott, C., 2000, Basic principles of asset pricing theory: evidence from large-scale experimental financial markets. Working paper, California Institute of technology
- Boyce, R.R., Brown, T.C., McClelland, G.H., Peterson, G. L. and Schulze, W.D., 1992, An experimental examination of intrinsic values as a source of WTA-WTP disparity, *American Economic Review*, 82, 1366.
- Brainard, C., Nelson, W.R. and Shapiro, M.D, 1991, The consumption beta explains expected returns at long horizons. Manuscript, Economics Department, Yale University

- Brandouy, O., Barneto, P. and Leger, L.A., 2000, Insider trading, imitative behaviour and price formation in a simulated double-auction stock market. Economic Research Paper, Loughborough University.
- Breeden, D.T., Gibbons, M.R. and Litzenberger, R.H., 1989, Empirical tests of the consumption-oriented CAPM, *Journal of Finance*, 44, 231–262.
- Broihanne, M. H., Merli, M. et Roger P., 2004. Finance comportementale. Ed. Economica.
- Cadsby, C.B. and Maynes, E., 1998, Laboratory experiments in corporate and investment finance: a survey, *Managerial and Decision Economics*, 19, 277–298.
- Caginalp, G. and Ilieva, V., 2008, The dynamics of trader motivations in asset bubbles, *Journal of Economic Behavior and Organization*, 66, 641–656
- Calegari, M. and Fargher, N.L., 1997, Evidence that prices do not fully reflect the implications of current earnings, *Contemporary Accounting Research*, 14, 397–433.
- Calvet, L., Grandmont, J. M., and Lemaire, I., 2002, Aggregation of heterogeneous beliefs and asset pricing in complete financial markets. Working Paper.
- Camerer, C., 1987, Do biases in probability judgement matter in markets ? Experimental evidence, *American Economic Review*, 77, 981–997.
- Camerer, C., 1995, Individual decision making. In: J. Kagel and A. Roth, eds., *Handbook of Experimental Economics* (Princeton University Press).
- Camerer, C. and Hogarth, R., 1999, The effects of financial incentives in experiments: A review and capital-labor production framework, *Journal of Risk and Uncertainty*, 19, 7–42.
- Camerer, C. and Lovallo, D., 1999, Overconfidence and excess entry: An experimental approach, *The American Economic Review*, 89, 306–318.
- Camerer, C. and Weber, M., 1992, Recent developments in modeling preferences: uncertainty and ambiguity, *Journal of Risk and Uncertainty*, 5, 325–70.
- Camerer, C. and Weigelt, K., 1991, Information mirages in experimental asset markets, *Journal of Business*, 64, 463-493.
- Camerer, C. and Weigelt, K., 1993, Convergence in double auction markets for stochastically-lived assets, in the double auction market: Institutions, theories, and evidence, D. Friedman and J. Rust, Eds. Addison-Wesley Publishing Company.
- Campbell, J.Y. and Cochrane, J.H., 1999, By force of habit: A consumption-based explanation of aggregate stock market behavior, *Journal of Political Economy*, 107, 205–251.

- Cecchetti, S., Lam, P. and Mark, N., 2000, Asset pricing with distorted beliefs: are equity returns too good to be true ?, *American Economic Review*, 90, 787–805.
- Chamberlin, E., 1948, An experimental imperfect market, *Journal of Political Economy*, 56, 95–108.
- Chang, E.C., Maydeu-Olivares, A. and Zurilla, T.J.D., 1997, Optimism and pessimism as partially independent constructs: Relations to positive and negative affectivity and psychological well-being, *Personality and Individual Differences*, 23, 433–440.
- Charness, G. and Gneezy, U., 2003, Portfolio choice and risk attitudes: An experiment. Mimeo.
- Chateauneuf, A., Maccheroni, F., Marinacci, M. and Tallon, J.M., 2005, Monotone continuous multiple priors, *Economic Theory*, 26, 973–982.
- Chauveau, T. and Nalpas, N., 2005, Disappointment, pessimism and the equity risk premia. Working paper.
- Chen, Z. and Epstein, L., 2002, Ambiguity, risk, and asset returns in continuous time, *Econometrica*, 70, 1403–1443.
- Chen, J., Hong, H., and Stein, J.C, 2002, Breadth of ownership and stock returns, *Journal of Financial Economics*, 66, 171–205.
- Chew, S., 1983, A generalization of the quasilinear mean with applications to the measurement of income inequality and decision theory resolving the Allais paradox, *Econometrica*, 51, 1065–1092.
- Chew, S., 1989, Axiomatic utility theories with the betweenness property, *Annals of Operations Research*, 19, 273–98.
- Chew, S. and MacCrimmon, K., 1979. Alpha-nu choice theory: an axiomatization of expected utility. Working Paper , University of British Columbia, Vancouver, BC.
- Cohn, R.A., Lewellen, W.G, Lease, R.C and Schlarbaum, G.G., 1975, Individual financial risk aversion and investment portfolio composition, *Journal of Finance*, 30, 605–620.
- Constantinides, G. M., 1990, Habit formation: A resolution of the equity premium puzzle, *Journal of Political Economy*, 98, 519–543.
- Cooper, R., Woo, C. and Dunkelberg, W., 1988, Entrepreneur's perceived chances for success, *Journal of Business Venturing*, 3, 97–108.
- Cooper, D.J. and Kagel, J. H., 2005, Are two heads better than one? Team versus individual play in signaling games, *The American Economic Review*, 95, 477–509.
- Copeland T.E. and Friedman D., 1992, The market value of information: Some experimental results, *Journal of Business*, 65, 241–266.

- Cragg, J.G. and Malkiel, B.G., 1982, Expectations and the structure of share prices. Chicago, IL: The University of Chicago Press .
- Darrrough, M.N. and Russell, T., 2002, A positive model of earnings forecasts: Top down versus bottom up, *Journal of Business*, 75, 127–152.
- De Bondt, W. and Thaler, R. 1985, Does the stock market overreact?, *Journal of Finance*, 40, 793–805.
- De Jong, C., Koedijk, K. G. and Schnitzlein, C. R., 2006, Stock market quality in the presence of a traded option, *Journal of Business*, 79, 2243–2242
- Dekel, E., 1986, An axiomatic characterization of preferences under uncertainty: weakening the independence axiom, *Journal of Economic Theory*, 40, 304–18.
- Detemple, J. and Murthy, S., 1994, Intertemporal asset pricing with heterogeneous beliefs, *Journal of Economic Theory*, 62, 294–320.
- Diamond, D.W. and Verrecchia, R.E., 1981, Information aggregation in a noisy rational expectations economy, *Journal of Financial Economics*, 9, 221–235.
- Diether, K.B., Malloy, C.J. and Scherbina, A., 2002, Differences of opinion and the cross-section of stock returns, *Journal of Finance*, 57, 2113–2142.
- Dittrich, D., Gueth, W. and Maciejovsky, B., 2005, Overconfidence in investment decisions: An experimental approach, *European Journal of Finance*, 11, 471–491
- Donaldson, J.B. and Mehra, R., 2008, Risk based explanations of the equity premium. Handbook of Investments: The Handbook of the Equity Risk Premium. ed. by Rajnish Mehra, Elsevier, Amsterdam, 37, 100.
- Donkers, B., Melenberg, B. and Van Soest, A., 2001, Estimating risk attitudes using lotteries: a large sample approach, *Journal of Risk and Uncertainty*, 22, 165–195.
- Douglas, G.W., 1969, Risk in the equity market: Application of Market Efficiency, *Yale Economic Essays*, 9, 3–45.
- Doukas, J.A., Kim, C.F. and Pantzalis, C., 2004, Divergent opinion and the performance of value stocks, *Financial Analysts Journal*, 60, 55–64.
- Doukas, J.A., Kim, C.F. and Pantzalis, C., 2006, Divergence of opinion and equity returns under different states of earnings expectations, *Journal of Financial Markets*, 9, 310–331
- Dreman, D.N. and Berry, M., 1995, Analyst forecasting errors and their implications for security analysts, *Financial Analysts Journal*, 51, 30–40.
- Duffie, D., 1996, Dynamic Asset Pricing Theory. Princeton University Press, Princeton.

- Dufwenberg, M., Lindqvist, T. and Moore, E., 2005, Bubbles and experience: An Experiment, *American Economic Review*, 95, 1731–1737.
- Easterwood, J. and Nutt, S., 1999, Inefficiency in analysts' earnings forecasts: Systematic misreaction or systematic optimism?, *Journal of Finance*, 54, 1777–1797.
- Eisenhauer, J.G. and Halek, M., 2001, Demography of risk aversion, *The Journal of Risk and Insurance*, 68, 1–24.
- Eisenhauer, J.G. and Ventura, L., 2003, Survey measures of risk aversion and prudence, *Applied Economics*, 35, 1477–1484.
- Ellsberg, D., 1961, Risk, ambiguity, and the savage axioms, *Quarterly Journal of Economics*, 75, 643–69.
- Epstein, L., and Wang, T., 1994, Intertemporal asset pricing under Knightian uncertainty. *Econometrica*, 62, 283–322.
- Erbas, S.N. and Mirakhor, A., 2007, The Equity premium puzzle, ambiguity aversion, and institutional quality. IMF Working Papers 07/230, International Monetary Fund.
- Erturk, B., 2006, Dispersion of forecasts and stock returns, Working paper
- Fama E., 1965, Random Walks in Stock Market Prices, *Financial Analysts Journal*, 21, 55-59.
- Fama, E. F. and MacBeth, J., 1973, Risk, return and equilibrium: empirical tests, *Journal of Political Economy*, 51, 55–84.
- Fellner, G. and Maciejovsky, B., 2007, Risk attitude and market behavior: Evidence from experimental asset markets, *Journal of Economic Psychology*, 28, 338–350
- Person, W.E. and Constantinides, G.M., 1991, Habit persistence and durability in aggregate consumption, *Journal of Financial Economics*, 29, 199–240.
- Fielding, D. and Stracca, L., 2007, Myopic loss aversion, disappointment aversion, and the equity premium puzzle, *Journal of Economic Behavior and Organization*, 64, 250–268,
- Fischhoff, B., Slovic, P. and Lichtenstein, S., 1977, Knowing with certainty: the appropriateness of extreme confidence, *Journal of Experimental Psychology: Human Perception and Performance*, 3, 552–564.
- Forsythe, R., Palfrey, T.R. and Plott, C.R., 1984, Futures markets and informational efficiency: A laboratory examination, *Journal of Finance*, 39, 955–981.
- Francis, J. and Philbrick, D., 1993, Analysts' decisions as products of a multi-task environment, *Journal of Accounting Research*, 31, 216–230.

- Friend, I. and Blume, M.E., 1975, The demand for risky assets, *American Economic Review*, 65, 900–922.
- Fried, D. and Givoly, D., 1982, Financial analysts' forecasts of earnings: A better surrogate for earnings expectations, *Journal of Accounting and Economics*, 4, 85–107.
- Friedman, M., 1953, The case for flexible exchange rates. In: *Essays in Positive Economics* (University of Chicago Press), 157–203.
- Gajdos, T., Hayashi, T., Tallon, J.M. and Vergnaud, J.C, 2007. Attitude toward imprecise information. Working paper.
- Genotte, G. and Leland, H., 1990, Market liquidity, hedging, and crashes, *American Economic Review*, 80, 999–1021.
- Ghirardato, P., Maccheroni, F. and Marinacci, M., 2004, Differentiating ambiguity and ambiguity attitude, *Journal of Economic Theory*, 118, 133–173.
- Gilboa, I. and Schmeidler, D., 1989, Maxmin expected utility with a non-unique prior, *Journal of Mathematical Economics*, 18, 141–153.
- Gillette, A., Stevens, D., Watts S. and Williams, A., 1999, Price and volume reactions to public information releases: An experimental approach incorporating traders' subjective beliefs, *Contemporary Accounting Research*, 16, 437–479.
- Gilovich, T., Griffin, D. and Kahneman, D., eds 2002, *Heuristics and biases: The psychology of intuitive judgment* (Cambridge University Press).
- Giordani, P. and Söderlind, P., 2006, Is there evidence of pessimism and doubt in subjective distributions? Implications for the risk premium puzzle, *Journal of Economic Dynamics and Control*, 30, 1027–1043.
- Gneezy, U. and Potters, J., 1997, An experiment on risk taking and evaluation periods, *Quarterly Journal of Economics*, 112, 631–645.
- Gollier, C., 1995, The comparative statics of changes in risk revisited, *Journal of Economic Theory*, 66, 522–535.
- Gollier, C., 1997, A note on portfolio dominance, *Review of Economic Studies*, 64, 147–150.
- Gollier, C., 2003, Who Should we Believe? Collective risk-taking decisions with heterogeneous beliefs. IDEI Working Paper, n. 201.
- Gollier C., 2006, Does ambiguity aversion reinforce risk aversion? Applications to portfolio choices and asset pricing. [IDEI Working Paper](#), n°357.

- Gollier, C. and Muerman, A., 2006, Optimal choice and beliefs with ex ante savoring and ex post disappointment. IDEI working Paper, 201.
- Grable, J. E. and Lytton, R. H., 1999, Financial risk tolerance revisited: The development of a risk assessment instrument, *Financial Services Review*, 8, 163–181.
- Grossman, S., 1976, On the efficiency of competitive stock markets where agents have diverse information, *Journal of Finance*, 31, 573–585.
- Guiso, L., Japelli, T., and Terlizzese, D., 1992, Earnings uncertainty and precautionary savings, *Journal of Monetary Economics*, 30, 307–337.
- Guiso, L. and Paiella, M., 2001, Risk aversion, wealth and background risk. Discussion paper 2728, Center of Economic Policy Research.
- Gul, F., 1991, A theory of disappointment in decision making under uncertainty, *Econometrica*, 59, 667–686.
- Haigh, M.S., and List, J.A., 2005, Do professional traders exhibit myopic loss aversion? An experimental analysis, *The Journal of Finance*, 60, 523–534.
- Hall, R.E., 1988, Intertemporal substitution in consumption, *Journal of Political Economy*, 96, 339–357.
- Hamon, J., 1997, Microstructure des marchés, dans Encyclopédie des marchés financiers, article 56, 1140–1163.
- Hanna, S., Gutter, M. And Fan, 1998, A theory based measure of risk tolerance. Working paper, Ohio State University.
- Hansen, L. and Singleton, K., 1983, Consumption, risk aversion and the temporal behavior of stock market returns, *Journal of Political Economy*, 91, 249–265.
- Hariharan, G., Chapman, K.S and Domian, D.L., 2000, Risk tolerance and asset allocation for investors nearing retirement, *Financial Services Review*, 9, 159–170
- Harris, M. and Raviv, A., 1993, Differences of opinion make a horse race, *Review of Financial Studies*, 6, 473–506.
- Harrison, J. and Kreps, D., 1978, Speculative investor behavior in a stock market with heterogeneous expectations, *Quarterly Journal of Economics*, 92, 323–336.
- Hartog, J., Carbonnel, A.F. and Jonker, N., 2002, Linking measured risk aversion to individual characteristics, *Kyklos*, 55, 3–26.
- Heaton, J., 1995, An empirical investigation of asset pricing with temporally dependent preference specifications, *Econometrica* 63, 681-717.

- Hellwig, M.F., 1980, On the aggregation of information in competitive markets, *Journal of Economic Theory*, 22, 477–498.
- Hirota, S., Sunder, S., 2007, Price bubbles sans dividend anchors: Evidence from laboratory stock markets, *Journal of Economic Dynamics and Control*, 31, 1875-1909.
- Holt, C. and Laury, S., 2005, Risk aversion and incentives: New data without order effect, *American Economic Review*, 95, 902-912
- Huang, C. F. and Litzenberger, R., 1988, Foundations of financial economics. Prentice Hall, Englewood Cliffs, New-Jersey.
- Hurd, M., 1989, Mortality risk and bequests, *Econometrica*, 57, 779–813.
- Ingersoll, J., 1987, Theory of Financial Decision Making. Rowman and Littlefield, Totowa, New-Jersey.
- Jianakoplos, N. A. and Bernasek, A., 1998, Are women more risk averse?, *Economic Inquiry*, 36, 620–630.
- Johnson, T.C., 2004, Forecast dispersion and the cross-section of expected returns, *Journal of Finance*, 59, 1957–1978.
- Joseph, R., Larrick, R.P., Steele, C.M. and Nisbett, R.E., 1996, Protecting the self from the negative consequences of risky decisions, *Journal of Personality and Social Psychology*, 62, 26–37
- Jouini, E. and Napp, C., 2003, A class of models satisfying a dynamical version of the CAPM, *Economics Letters*, 79, 299–304.
- Jouini, E. and Napp, C., 2006, Heterogenous beliefs and asset pricing in discrete time: an analysis of pessimism and doubt, *Journal of Economic Dynamics and Control*, 30, 1233–1260.
- Jouini, E. and Napp, C., 2007, Consensus consumer and intertemporal asset pricing under heterogeneous beliefs, *Review of Economic Studies*, 74, 1149–1174
- Jouini, E. and Napp, C., 2007b, Strategic Beliefs. Working Paper
- Jouini, E. and Napp, C., 2008, Are more risk-averse agents more optimistic? Insights from a simple rational expectations equilibrium model, *Economics Letters*, 101, 73–76.
- Jouini, E. and Napp, C., 2008b, On Abel's concepts of pessimism and doubt, *Journal of Economic Dynamics and Control*, 32, 3682–3694.
- Kachelmeier, S.J. and Shehata, M., 1992, Examining risk preferences under high monetary incentives: Experimental evidence from the people's republic of China, *American Economic Review*, 82, 1120–1141

- Kahneman, D., and Lovallo, D., 1993, Timid choices and bold forecasts: A cognitive perspective on risk taking, *Management Science*, 39, 17–31.
- Kahneman, D. and Tversky, A., 1974, Judgment under uncertainty: heuristics and biases, *Science*, 185, 1124–1131.
- Kahneman, D. and Tversky, A., 1979, Prospect theory: an analysis of decision under risk, *Econometrica*, 47, 263–291.
- Kahneman, D. and Tversky, A., eds 2000, *Choices, Values and Frames* (Cambridge University Press).
- Kahneman, D., Slovic, P. and Tversky, A., eds 1982, *Judgment under uncertainty: Heuristics and biases* (Cambridge University Press).
- Kang, S., O'Brien, J. and Sivaramakrishnan, K., 1994, Analysts' interim earnings forecasts: Evidence on the forecasting process, *Journal of Accounting Research*, 32, 103–112.
- King, R.R., Smith, V.L., Williams, A.W., Van Boening, M., 1992, The robustness of bubbles and crashes in experimental stock market, *Nonlinear dynamics and evolutionary economics*, Prigogine, Day et Chen eds., Oxford University Press, Oxford.
- Klibanoff, P., Marinacci, M. and Mukerji, S., 2005, A smooth model of decision making under ambiguity, *Econometrica*, 73, 1849–1892.
- Kluger, B.D. and Wyatt, S.B., 1995, Options and efficiency: some experimental evidence, *Review of Quantitative Finance and Accounting*, 5, 179–201.
- Knez, P., Smith, V.L. and Williams, A.W., 1985, Individual rationality, market rationality, and value estimation. *AEA Papers and Proceedings*, 75, 397.
- Kocherlakota, N.R., 1996, The equity premium: It's still a puzzle, *Journal of Economic Literature*, 34, 42–71.
- Krahnen J. P. and Weber, M., 1998, Marketmaking in the laboratory: does competition matter?. Working paper.
- Kroll Y., Levy, H. and Rapoport, A., 1988, Experimental tests of the separation theorem and the capital asset pricing model, *American Economic Review*, 78, 500–519.
- Kroll Y. and Levy, H., 1992, Further tests of the separation theorem and the capital asset pricing model, *American Economic Review*, 82, 664–670.
- Kruse, J.B., and Thompson, M.A., 2003. Valuing low probability risk: survey and experimental evidence, *Journal of Economic Behavior and Organization*, 50, 495–505.
- Kyle, A.S., 1989, Informed speculation with imperfect competition, *Review of Economic Studies*, 56, 317–356.

- Landsberger, M. and Meilijson, I., 1990, Demand for risky financial assets: A portfolio analysis, *Journal of Economic Theory*, 50, 204–213.
- Lee, C.M.C. and Swaminathan, B., 2000, Price momentum and trading volume, *Journal of Finance*, 55, 2017–69.
- Lei, V., Noussair, C. N. and Plott, C. R., 2001, Non-Speculative Bubbles in Experimental Asset Markets: Lack of Common Knowledge of Rationality vs. Actual Irrationality, *Econometrica*, 69, 831–859.
- Levy, H., 1978, Equilibrium in an imperfect market: A constraint on the number of securities in the portfolio, *The American Economic Review*, 68, 643–658.
- Levy, H., 1997, Risk and return: an experimental analysis, *International Economic Review*, 38, 119–149.
- Levy, H., Elron, E. and Cohen, A., 1999, Gender Differences in Risk Taking and Investment Behavior: An Experimental Analysis. Unpublished manuscript, The Hebrew University.
- L’Her, J. F. and Suret, J.M., 1995, Heterogeneous expectations, short sales regulation, and the risk-return relationship, *The Financial Review*, 30, 637–662.
- Lintner, J., 1965, The valuation of risk assets and selection of risky investments in stock portfolios and capital budgets, *Review of Economics and Statistics*, 47, 13–37.
- Litzenberger, R.H. and Ramaswamy, K., 1979, The Effect of personal taxes and dividends on capital asset prices, *The Journal of Financial Economics*, 7, 163–195.
- Li, T., 2006, Heterogeneous beliefs, asset prices, and volatility in a pure exchange economy, *Journal of Economic Dynamics and Control*, In Press.
- Loomes, G. and Sugden, R., 1982, Regret theory: an alternative theory of rational choice under uncertainty, *The Economic Journal*, 92, 805–824.
- Lucas, R.E., 1978, Asset Prices in an Exchange Economy, *Econometrica*, 46, 1429–1445.
- Lundholm, R., 1991, What affects the efficiency of the market? Some answers from the laboratory, *The Accounting Review*, 66, 486–515
- Maccheroni, F., Marinacci, M. and Rustichini, A., 2006, Ambiguity aversion, robustness, and the variational representation of preferences, *Econometrica*, 74, 1447–1498.
- Maenhout, P., 1999, Robust portfolio rules and asset pricing. Working Paper, INSEAD Paris.
- Maines, L.A. and Hand, J.R.M., 1996, Individuals’ perceptions and misperceptions of time series properties of quarterly earnings, *The Accounting Review*, 71, 317–336.

- Mandelbrot, B., 2005, Une approche fractale des marchés : risquer, perdre et gagner. Avec R. Hudson. Editions Odile Jacob.
- Mangot, M., 2004, Les comportements en Bourse, 6 erreurs psychologiques qui coûtent cher. Galino éditeur Paris.
- Mankiw, N.G., 1981, The permanent income hypothesis and the real interest rate, *Economics Letters*, 7, 307–311.
- Mankiw, N.G. and Shapiro, M., 1986, Risk and return: Consumption beta versus market beta, *The Review of Economics and Statistics*, 68, 452–459.
- Markowitz, H., 1952, Portfolio selection, *Journal of Finance*, march.
- Mayshar, J., 1983, On divergence of opinion and imperfections in capital markets, *American Economic Review*, 73, 114–128.
- Marsden, J.R. and Tung, Y.A., 1999, The use of information system technology to develop tests on insider trading and asymmetric information, *Management Science*, 45, 1025–1040.
- Mc Inish, T.H., 1982, Individual investors and risk-taking, *Journal of Economic Psychology*, 2, 125–136.
- McNichols, M. and O'Brien, P.C., 1997, Self-selection and analyst coverage, *Journal of Accounting Research*, 35, 167–199.
- Mehra, R., 2008, The equity premium puzzle: A review, *Foundations and Trends® in Finance*, 2, 1–81.
- Mehra, R. and Prescott, E.C., 1985, The equity premium: a puzzle, *Journal of Monetary Economics*, 15, 145–162.
- Mehra, R. and Prescott, E.C., 2008, Non risk based explanations of the equity premium. Handbook of Investments: The Handbook of the Equity Risk Premium. ed. by Rajnish Mehra, Elsevier, Amsterdam, 101–215.
- Merton, R.C., 1987, A simple model of capital market equilibrium with incomplete information, *Journal of Finance*, 42, 483–510.
- Miller, E.M., 1977, Risk, uncertainty, and divergence of opinion, *Journal of Finance*, 32, 1151–1168.
- Miller, M. H. and Scholes, M. 1972, Rates of return in relation to risk: A re-examination of some recent findings, in Michael Jensen, ed.: Studies in the Theory of Capital Markets (Praeger), 47–78.
- Mittra, S., 1995, Practicing financial planning: A complete guide for professionals. Michigan: Mittra & Associates.

- Morin, R. A. and Suarez, A. F., 1983, Risk aversion revisited, *The Journal of Finance*, 38, 1201–1216.
- Morrison, G.C., 1997, Willingness to pay and willingness to accept: Some evidence of an endowment effect, *Applied Economics*, 29, 411.
- Noussair, C., Robin, S., and Ruffieux, B., 2001, Price bubbles in laboratory asset markets with fundamental values, *Experimental Economics*, 4, 87–105.
- O'Brien, P.C., 1988, Analysts forecasts as earnings expectations, *Journal of Accounting and Economics* 10, 53–88.
- O'Brien J., 1990, The formation of expectations and periodic ex post reporting: an experimental study. Carnegie Mellon University Working paper.
- O'Brien, J. and Srivastava, S., 1991, Dynamic stock markets with multiple assets: an experimental analysis, *Journal of Finance*, 46, 1811–1838.
- Pagano, M. and Roell, A., 1996, Transparency and liquidity : A comparison of auction and dealer markets with informed trading, *Journal of Finance*, 51, 579–612.
- Palsson, A.M, 1996, Does the degree of risk aversion vary with household characteristics?, *Journal of Economic Psychology*, 17, 771–787.
- Park ,C., 2005, Stock return predictability and the dispersion in earnings forecasts, *The Journal of Business*, 78, 2351–2376
- Peterson, C., Semmel, A., von Baeyer, D., Abramson, L.Y., Metalsky, G.I. and Seligman, M.E., 1982, The Attributional Style Questionnaire, *Cognitive Therapy and Research*, 6, 287–299.
- Peterson, C. and Villanova, P., 1988, An Expanded Attributional Style Questionnaire, *Journal of Abnormal Psychology*, 97, 87–98.
- Phillips, D. and Edwards, W., 1966, Conservatism in a simple probability inference task, *Journal of Experimental Psychology*, 72, 346–357.
- Plott, C.R. and Sunder S., 1982, Efficiency of experimental security markets with insider information : an application of rational expectation models, *Journal of political economy*, 90, 663–698.
- Plott, C.R. and Sunder S., 1988, Rational expectations and the aggregation of diverse laboratory security market, *Econometrica*, 56, 1085–1118.
- Plott, C.R. and Zeiler, K., 2005 The willingness to pay-willingness to accept gap, the "Endowment Effect," subject misconceptions and experimental procedures for eliciting valuations, *American Economic Review*, 95, 530–545.

- Porter, D. and Smith, V., 1995, Futures contracting and dividend uncertainty in experimental asset markets, *Journal of Business*, 68, 509–541.
- Powell, M. and Ansic, D., 1997, Gender differences in risk behaviour in financial decision-making: An experimental analysis, *Journal of Economic Psychology*, 18, 605–628.
- Qu, S., Starks, L. and Yan, H., 2003, Risk, dispersion of analyst forecasts and stock returns. Working Paper, University of Texas at Austin.
- Quiggin, J., 1982, A theory of anticipated utility, *Journal of Economic Behavior and Organization*, 3, 323–343.
- Rabin, M., 1998, Psychology and economics, *Journal of Economic Literature*, 36, 11–46.
- Riley, W.B and Chow, K.V, 1992, Asset allocation and individual risk aversion, *Financial Analysts Journal*, 48, 32–37.
- Robert, C.P., 2001, *The Bayesian choice*. Springer-Verlag, New York.
- Robert, C.P. and Casella, G., 2004, *Monte Carlo statistical methods*. Springer-Verlag, New York.
- Rockenbach, B., Sadrieh, A. and Mathauschek, B., 2005, Teams take the better risk. Working paper. University of Erfurt.
- Rubinstein, M., 1976, The strong case for the generalized logarithmic utility model as the premier model of financial markets, *Journal of Finance*, 31, 551–571.
- Savage, L., 1954, *The foundations of statistics* (Wiley, New York).
- Segal, U., 1987, Some remarks on Quiggin's anticipated utility, *Journal of Economic Behavior and Organization*, 8, 145–154.
- Segal, U., 1989, Anticipated utility: a measure representation approach, *Annals of Operations Research*, 19, 359–373.
- Sharpe, W.F., 1964, Capital asset prices: A theory of market equilibrium under conditions of risk, *Journal of Finance*, 19, 425–442.
- Scheier, M.F. and Carver, C.S., 1985, Optimism, coping and health: Assessment and implications of generalized outcome expectancies, *Health psychology*, 4, 219–247.
- Scheier, M.F., Carver, C.S. and Bridges, M.W., 1994, Distinguishing optimism from neuroticism (and trait anxiety, self-mastery and self-esteem): A re-evaluation of the Life Orientation Test, *Journal of Personality and Social Psychology*, 67, 1063–1078.
- Scherbina, A., 2005, Analyst disagreement, forecast bias, and stock returns. Harvard Business School working paper.

- Schnitzlein, C.R., 1996, Call and continuous trading mechanisms under asymmetric information : An experimental investigation, *Journal of Finance*, 51, 613–636.
- Schipper, K., 1991, Commentary on analysts' forecasts, *Accounting Horizons*, 5, 105–121.
- Schooley, D.K and Worden, D.D, 1996, Risk aversion measures: comparing attitudes and asset allocation, *Financial Services Review*, 5, 87–99.
- Singh, H., 1991. The disparity between willingness to pay and compensation demanded: Another look at laboratory evidence, *Economic Letters*, 35, 263.
- Skinner, J., 1985, Variable lifespan and the intertemporal elasticity of consumption, *Review of Economics and Statistics*, 67, 616–623.
- Slovic, P. and Lichtenstein, S., 1971. Comparison of Bayesian and regression approaches to the study of information processing in judgement, *Organizational Behavior and Human Performance*, 6, 649–744.
- Smith, V.L., 1962, An experimental study of competitive market behavior, *Journal of Political Economy*, 70, 111–137.
- Smith, V.L., Suchanek G.L. and Williams A.W., 1988, Bubbles, Crashes, And Endogeneous Expectations In Experimental Spot Asset Markets, *Econometrica*, 56, 1119–1151.
- Smith, V.L. and Walker, J.M., 1993, Rewards, experience and decision costs in first price auctions, *Economic Inquiry*, 31, 237–244
- Stevens, D.E. and Williams, A.W., 2003, Inefficiency in earnings forecasts: Experimental evidence of reactions to positive vs. negative information, *Experimental Economics*, 1, 75–92.
- Strebel, P., 1983, Analysts forecasts in the Capital Asset Pricing Model, *Economic Letters*, 13, 223–229
- Sunder, S., 1995, Experimental asset markets : a survey. The Handbook of experimental economics, Kagel and Roth eds, Princeton University Press books, Princeton, NJ, p.445–500.
- Sung, J., and Hanna, S., 1996, Factors related to risk tolerance, *Financial Counseling and Planning*, 7, 11–20.
- Svenson, O., 1981, Are we all less risky and more skilful than our fellow drivers?, *Acta Psychologica*, 47, 2071–2153.
- Swidler, S., 1988, An empirical investigation of heterogeneous expectations, analysts' earnings forecasts, and the Capital Asset Pricing Model, *Quarterly Journal of Business and Economics*, 27, 20–41.

- Szpiro, G.G., 1986, Measuring risk Aversion: An alternative approach, *Review of Economics and Statistics*, 68, 156–159.
- Taylor, S. E., 1991, Asymmetric effects of positive and negative events: The mobilization-minimization hypothesis, *Psychological Bulletin*, 110, 67–85.
- Taylor S.E. and Brown, J.D., 1988, Illusion and well-being: A social psychological perspective on mental health, *Psychological Bulletin*, 103, 97–105.
- Thaler, R., Tversky, A., Kahneman, D. and Schwartz, A., 1997, The effect of myopia and loss aversion on risk-taking: an experimental test, *Quarterly Journal of Economics*, 112, 647–661.
- Tversky, A. and Kahneman, D., 1986, Rational choice and the framing of decisions, *Journal of Business*, 59, 251–278.
- Tversky, A. and Kahneman, D., 1992, Advances in prospect theory: cumulative representation of uncertainty, *Journal of Risk and Uncertainty*, 5, 297–323.
- Van Boening, M., Williams, A. and LeMaster, S., 1993, Price bubbles and crashes in experimental call markets, *Economics Letters*, 41, 179–185.
- Varian, H., 1985, Divergence of opinion in complete markets: A note, *Journal of Finance*, 40, 309–317.
- Varian, H., 1989, Difference of opinion in financial markets. In *Financial Risk: Theory, Evidence, and Implications*. Stone C.C. (Ed.), Kluwer, Dordrecht, The Netherlands.
- Von Neumann, J. and Morgenstern, O., 1947, *Theory of games and economic behavior* (Princeton University Press).
- Wakker, P., 2001, Testing and characterizing properties of nonadditive measures through violations of the sure-thing principle, *Econometrica*, 69, 1039–1059.
- Wang, H. and Hanna, S., 1997, Does risk tolerance decrease with age?, *Financial Counseling and Planning*, 8, 27–31.
- Watts, S., 1993, Private information, prices, asset allocation and profits: Further experimental evidence. In *Research in experimental economics*, 5, Mark Isaac, editor, Greenwich, Conn: JAI Press
- Weil, P., 1989, The equity premium puzzle and the risk-free rate puzzle, *Journal of Monetary Economics*, 24, 401–421.
- Weinstein, N., 1980, Unrealistic optimism about future life events, *Journal of Personality and Social Psychology*, 39, 806–820.

- Wenglert, L. and Rosen, A.S., 2000, Measuring optimism-pessimism from beliefs about future events, *Personality and Individual Differences*, 28, 717–728.
- Williams, J.T., 1977, Capital asset prices with heterogeneous beliefs, *Journal of Financial Economics*, 5, 219–239.
- Yaari, M., 1987, The dual theory of choice under risk, *Econometrica*, 55, 95–115
- Youmans, E.G., 1961, Pessimism among older rural and urban persons, *Journal of Health and Human Behavior*, 2, 132–137.
- Zapatero, F., 1998, Effects on financial innovations on market volatility when beliefs are heterogeneous, *Journal of Economics, Dynamics and Control*, 22, 597–626.
- Zeldes, S.P., 1989, Optimal consumption with stochastic income, *Quarterly Journal of Economics*, 104, 275–98.

Vu : le Président

Vu : les suffragants

M.....

MM.....

Vu et permis d'imprimer :

Le Vice-Président du Conseil Scientifique chargé de la Recherche de
l'Université Paris Dauphine.

Résumé

Cette thèse s'inscrit dans le domaine de la *finance comportementale* qui étudie les biais comportementaux mis en œuvre par les intervenants sur les marchés financiers ainsi que leurs conséquences en termes d'anomalies de prix et de rentabilités.

Dans cette perspective, nous proposons de tester une nouvelle explication comportementale de l'énigme de la prime de risque. Ce travail s'appuie sur le modèle avec croyances hétérogènes de Jouini et Napp (2007) selon lequel le pessimisme des investisseurs au niveau agrégé conduit à l'existence de primes de risque très importantes. Dans ce modèle, le pessimisme des agents se traduit par une sous-estimation du taux de rentabilité des actifs : ainsi, alors qu'ils exigent une rémunération du risque identique à celle d'un agent standard, les agents pessimistes surestiment le risque associé aux actifs et la prime de risque qui en résulte est accrue. Les conclusions de ce modèle sont obtenues en l'absence de pessimisme individuel de l'ensemble des agents puisque l'augmentation du prix du risque résulte d'un pessimisme au niveau global qui réside dans la corrélation positive entre optimisme et aversion au risque. Partant de ce constat, nous identifions les conditions dans lesquelles les rentabilités en excès des titres sont cohérentes avec le pessimisme des agents. Nous nous attachons à étudier si la corrélation positive entre optimisme et aversion au risque est obtenue dans le cadre d'une enquête et d'expériences de laboratoire.

Mots clés : finance comportementale, énigme de la prime de risque, croyance hétérogènes subjectives, optimisme, aversion au risque.

Abstract

This thesis is in the field of behavioral finance which examines behavioral biases implemented by agents in financial markets and their consequences in terms of price and return anomalies.

In this context, we propose to test a new behavioral explanation of the equity premium puzzle. This work is based on the heterogeneous beliefs model of Jouini and Napp (2007) according to which, pessimism of investors at the aggregate level leads to very important risk premiums. In this model, agents' pessimism refers to an underestimation of the average rate of return of assets: while pessimistic agents require a market price of risk identical to the standard agent one, they overestimate the risk associated with assets and the resulting equity premium is therefore increased. There is no need, in this setting, for all investors to be pessimistic. Pessimism at the aggregate level is sufficient in order to ensure an increase in the equity premium. Even if the average belief is neutral, it's possible to have pessimism at the aggregate level through a positive correlation between optimism and risk aversion. Based on this conclusion, we identify the conditions under which the excess returns of securities are consistent with agents' pessimism. Our aim is to investigate if there is a positive correlation between optimism and risk aversion through a survey and laboratory experiments.

Key words: behavioral finance, equity premium puzzle, subjective heterogeneous beliefs, optimism, risk aversion