

Mesure de l'inégalité en aversion au risque des investisseurs : méthode et application au contexte tunisien

Jihène Jebeniani Gouider* & Pr.MoKhtar KOUKI†

14 octobre 2010

Résumé

Cet article étudie les inégalités dans les mesures de l'aversion au risque dans le contexte des investissements financiers en Tunisie. Nous explicitons d'abord les facteurs constitutifs de l'aversion pour le risque. Les acteurs étudiés sont des décideurs individuels. Les questions abordées sont l'attitude face au risque (y compris les risques dits extrêmes), sa perception, son évaluation, la prise de décision en univers risqué. Les données empiriques ont été recueillies au travers de sessions expérimentales menées en Tunisie.

Nous proposons un cadre d'analyse pour l'étude des préférences des investisseurs basée sur une modélisation économétrique opérationnelle. Les modèles estimés sont le probit ordonné et le probit ordonné à effets aléatoires. Le modèle à effets aléatoires a l'avantage de permettre de tester l'hétérogénéité des individus et de mesurer l'inégalité en aversion au risque des investisseurs, et ce, en étudiant les composants inters et intra-individuelles de la variance de l'aversion au risque.

Mots Clés : Aversion au risque, finance comportementale, économie expérimentale, loteries, modèle probit ordonné, modèle probit ordonné à effets aléatoires.

Remerciements : Nous tenons à remercier André de Palma et Nathalie Picard pour leur précieuse aide dans la réalisation du laboratoire expérimental en Tunisie et leurs discussions stimulantes.

*Ecole Supérieure de Commerce de Tunisie, Tunisie. e-mail :Jihene.Jebeniani@esct.rnu.tn

†Professeur à l'Ecole Supérieure de la Statistique et de l'Analyse de l'Information de Tunisie, Tunisie. e-mail :Mokhtar.Kouki@essait.rnu.tn

Introduction

L'étude du secteur financier et l'analyse des comportements des individus qui œuvrent, suscitent aujourd'hui un intérêt croissant dû en partie aux évolutions récentes du marché des capitaux (voir Eeckhoudt, Gollier et Schlesinger, 2005; Gollier, 2001). Bien que l'aversion au risque soit un facteur clé, déterminant le comportement de l'investisseur (voir, Arrow 1965, Arrow 1982) il est difficile de mesurer rigoureusement l'aversion au risque dans le contexte des investissements financiers. En effet, l'aversion au risque s'exprime selon deux dimensions, l'une économique liée à la liquidité ou à la stabilité du revenu, l'autre subjective exprimant l'aptitude psychologique de l'investisseur à perdre (voir Broihanne, Merli et Roger, 2004; Gradin, 2005). L'une des principales difficultés dans la mesure de l'aversion au risque est liée à sa nature subjective qui ne peut être mesurée qu'à l'aide des questionnaires essayant de capturer les éléments déterminants dans le comportement de l'investisseur.

La plupart des méthodes d'évaluation de l'aversion au risque développées à l'heure actuelle reposent sur des modèles qui supposent expressément une linéarité entre la variable dépendante et les variables explicatives. De tels modèles ne peuvent être adéquats dès lors qu'on tient compte de la nature subjective de l'aversion au risque. Dans la pratique, l'approche la plus utilisée par les intermédiaires financiers est celle du scoring¹. Les institutions financières proposent à leurs clients un petit nombre (de 3 à 6) de portefeuilles standard, qui sont positionnés le long d'une échelle unidimensionnelle de risque. Une position optimale correspond à la minimisation de la moyenne des coûts pour les investisseurs qui n'ont pas accès à un portefeuille entièrement personnalisé (voir de Palma et Prigent 2003.a; de Palma et Prigent 2003.b).

Notre analyse dépasse la littérature existante sur l'estimation de l'aversion au risque en proposant une approche conjuguant à la fois les techniques d'économie expérimentale (des questions de type loteries basées sur les actifs risqués et non risqués et questions portant sur les attitudes) (voir de Palma et Picard 2002, 2003, 2006, 2007) et la flexibilité des modèles de choix discret (voir Anderson, de Palma et Thisse, 1992; McFadden, 2001; Ben-Akiva, McFadden et de Palma 2003). En effet, il existe une dissymétrie immense entre l'analyse de l'aversion au risque purement financière (processus cognitif) et l'analyse économétrique. Notre approche est compatible à la fois avec la théorie d'utilité espérée (voir Von Neumann et Mogenster, 1947) et la théorie d'utilité non-espérée (voir Kahneman et Tversky, 1979; Prelec, 1998; Tversky et Slovic, 1982; Tversky et Kahneman, 1992; Tversky et Wakker, 1995). Dans le cadre de la théorie d'utilité non-espérée, nous faisons appel pour notre problématique, à la théorie des perspectives cumulées (CPT), proposée par Kahneman et Tversky (1992)².

Par ailleurs, certaines recherches ont développé des estimations de l'aversion au risque comparables à celle utilisée dans ce travail, mais qui sont applicables soit dans le cadre de la théorie d'utilité espérée Hartog, Ferrer-i-Carbonell

¹Le score total est la somme des scores obtenus à chacune des questions

²Les résultats sur le test de la théorie d'utilité ne sont pas du propos de cet article

et Jonketand (2000), soit dans le cadre de la théorie de l'utilité non espérée Donkers, Melenberg, et, van Soest (2000).

Cependant, plusieurs travaux ont essayé d'étendre les modèles de choix existants, en un modèle de choix qui met l'accent sur le fait que le choix est gouverné par les perceptions. Ces modèles traitent aussi l'hétérogénéité à travers les preneurs de décisions comme les différentes attitudes et perceptions et d'importantes constructions latentes dues aux perceptions influencées par des facteurs psychologiques et des contraintes externes, Train et McFadden (2000), Green (2002). Ainsi, les facteurs latents fournissent une représentation comportementale plus riche du processus de choix et l'addition des goûts de l'hétérogénéité améliore la puissance explicative du modèle. La contribution clé est le développement du modèle de choix, dont les résultats d'estimation montrent que les individus diffèrent dans leurs attitudes vis-à-vis du risque. D'où, l'intérêt considérable à modéliser explicitement l'hétérogénéité.

Dans cet article, nous nous fixons un double objectif : nous proposons une autre manière de généraliser le modèle canonique d'utilité espérée ainsi que le modèle d'utilité non-espérée. Cette extension part de la constatation suivante : si nous posons la même question à un individu, ou une série de questions logiquement reliées³ au même individu, nous observons généralement une dispersion des réponses autour d'une réponse moyenne. Typiquement, le même individu confronté à des conditions identiques va répondre différemment aux mêmes questions au cours d'occasions différentes. La théorie classique, EU ou non-EU, n'est pas en mesure de rendre compte de cette constatation simple (voir par exemple Pfiffelman, 2008). Nous pouvons argumenter que les individus apprennent, ou bien qu'une certaine fatigue s'installe ou encore qu'il y a des effets de contexte. Mais, un autre type de réponse est envisageable. Il consiste à considérer ces écarts de comportements comme des erreurs, présentes dans toute collecte de données. Cette prise en compte explicite des erreurs, d'emblée au niveau théorique, nous semble importante. Pour rendre compte de ces déviations aux comportements de la théorie économique, nous proposons d'introduire une seconde source d'hétérogénéité dans la population. En effet, il existe une hétérogénéité inobservée des goûts dans la population : les paramètres des variables ne sont pas invariants avec l'individu échantillonné. Aussi homogène soit l'échantillon, les relations de préférences sous-jacentes aux niveaux d'utilité des individus ne peuvent pas être strictement identiques.

L'originalité de cette extension est qu'elle s'applique aussi bien au modèle d'utilité espérée qu'au modèle d'utilité non-espérée. Nous essayons donc d'étendre la méthodologie d'estimation de de Palma et Picard (2005), en introduisant l'hétérogénéité des individus (voir Barsky et al. 1997), en ayant recours aux techniques de panel pour estimer la façon dont l'aversion au risque varie à la fois entre individus et, pour un même individu, face à plusieurs situations de choix. Plus précisément, nous proposons de relever l'hypothèse restrictive de

³par exemple, via une relation de transitivité

l'unicité des paramètres comportementaux sur l'ensemble des investisseurs. Nous visons d'apporter un éclairage supplémentaire sur le rôle de l'hétérogénéité individuelle dans la mesure de l'aversion au risque.

Afin de contrôler cette hétérogénéité individuelle, nous menons une enquête qui mesure et quantifie les réactions individuelles face à des situations où le risque porte sur l'investissement financier. Nous mesurons l'aversion au risque d'un même individu face à plusieurs situations de choix.

Dans l'aversion au risque, il existe une partie spécifique à l'investisseur quand il effectue ses choix tandis que l'autre partie se rapporte au contexte de choix Pfiffelman et Roger (propres aux séries de loteries), voir par exemple Pfiffelman et Roger (2005). Dans deux contextes différents, le même individu fait des choix différents. Nous posons au même individu plusieurs séries de loteries, afin de retracer l'aversion au risque du même individu pour différents niveaux de risque, différents montants et différentes durées d'investissements.

Nous essayons de mesurer l'inégalité dans l'aversion au risque des investisseurs en appliquant un modèle de panel, à savoir le probit ordonné à effets aléatoires (voir Chamberlain, 1984; Hedeker et Gibbons, 1994), qui est l'une des méthodologies généralement adoptées pour estimer des variables dépendantes catégorielles, et ayant un ordre naturel dans des données de panel (voir Ben-Akiva et al., 2001; Walker et Ben-Akiva, 2002; Ben-Akiva, McFadden et de Palma (2003), Ben-Akiva et al., 1999; Ben-Akiva et Bolduc, 1996; . Cette étude vise à tester l'hétérogénéité des individus. En effet, nous pouvons utiliser les modèles de panel, dès qu'il y a plusieurs observations pour le même individu, même si elles sont récoltées à la même date (au cours d'une session expérimentale). Nous considérons alors deux dimensions : l'individu i et la série de loterie k .

Telles sont les questions auxquelles nous tentons de répondre : que se passe-t-il, si nous posons au même individu deux séries de loteries différentes ? Est ce que les effets aléatoires améliorent toujours la puissance explicative du modèle ? Par ailleurs, y-a-t-il hétérogénéité entre les individus ? Si oui, comment la significativité des variables explicatives est-elle affectée par hétérogénéité inobservable des individus ?

Le second objectif de notre article, consiste à mesurer l'inégalité de l'aversion au risque dans le contexte des investissements financiers en utilisant les modèles de panel. En effet, comprendre l'importance relative des différences intra et inter-individuelles de l'aversion au risque est crucial. L'impact de l'individu sur ses choix dépend des caractéristiques intra et inter-individuelles. Pourtant, nous connaissons peu sur les magnitudes relatives des inégalités intra et inter-individuelle dans l'aversion au risque. Par conséquent, notre intérêt est porté aux composantes intra et inter-individuelles de l'aversion au risque, encore très peu explorées dans le cadre spécifiques de notre recherche.

Pour ce faire, nous menons une analyse de variance sur le modèle probit ordonné à effets aléatoires. Notre analyse consiste en une décomposition de la variance de la variable dépendante d'aversion individuelle au risque, en des com-

posantes intra-individuelles et inter-individuelles des composantes observables et non observables. Nous allons essayer d'estimer les composantes des variances inter et intra-individuelles. Et ce, afin d'étudier la stabilité de l'aversion au risque des individus d'une série à une autre.

Cet article se présente comme suit : la première section sera consacrée à la présentation de données d'économie expérimentale de notre échantillon suivie par les statistiques descriptives. le modèle économétrique et ses propriétés seront discutés dans la deuxième section. La troisième section présente les résultats de l'estimation du probit ordonné à effets aléatoires sur l'échantillon tunisien : nous commencerons par tester l'hétérogénéité des individus dans l'échantillon, puis nous menons une comparaison entre les résultats de l'estimation du modèle avec et sans effets aléatoires, afin d'étudier l'amélioration apportée par les effets aléatoires sur la puissance explicative du modèle. Enfin, nous effectuons une analyse de variance intra et inter-individuelles afin de mesurer l'inégalité en aversion au risque des individus.

1 Données et statistiques descriptives

1.1 La présentation des données : protocole expérimental

Dans le cadre de l'économie expérimentale, nous avons élaboré un laboratoire expérimental, portant sur l'évaluation de l'aversion au risque des individus dans le contexte des investissements financiers en Tunisie (voir Brook et Zank, 2004 ; Goeree, Holt et Palfrey, 2003 ; Holt et Laury, 2003 ; Holt, 2006 ; Luce, 2000 ; Roth, 1988). Dans ce laboratoire expérimental, nous avons mené des expériences⁴ de façon guidée et contrôlée. Les répondants sont incités à donner des réponses très sincères par une rémunération liée à leurs réponses. En effet, les choix des individus déterminent leurs gains.

A notre connaissance c'est le premier laboratoire expérimental réalisé en Tunisie. Cette composante d'économie expérimentale que comporte notre travail, va nous permettre de tester divers facteurs susceptibles d'intervenir dans les décisions individuelles en environnement incertain.

Le financement des sessions expérimentales liées à notre recherche a été assuré par l'Agence Nationale Française de la Recherche (ANR). Les expérimentations se sont déroulées à l'Ecole Supérieure de Commerce de Tunis, au sein d'une salle d'informatique à haut débit d'Internet, afin de se connecter aisément au site www.RiskToleranceOnline.com. Toutefois, nous avons adapté le questionnaire du site Web au contexte tunisien. Nous avons introduit le drapeau tunisien sur la liste des pays ayant participé à cette expérience, afin de faciliter l'accès à la page web consacrée au laboratoire expérimental tunisien. Nous avons créé un identifiant spécifique aux candidats du laboratoire tunisien, afin de les

⁴Expérience est un ensemble de sessions de production d'observations en environnement contrôlé.

Les incitations sont monétaires et varient selon le choix de l'individu. En partant d'un montant initial identique pour tous les répondants 30 dinars tunisien, la rémunération finale est ce montant multiplié par le rendement correspondant au choix qu'il a fait sur l'une des 10 séries de loteries tirées au hasard. Le choix des valeurs monétaires initiales a tenu compte de plusieurs contraintes potentiellement contradictoires. Nous avons soigneusement sélectionné ce montant de départ en recourant à des études pilotes fouillées (avec une quinzaine de sujets). Evidemment, seuls les individus qui ont terminé le questionnaire seront rémunérés. En effet, après avoir répondu aux 10 séries de loteries, un tableau récapitulatif ⁷ reprenant les questions et réponses des individus sera affiché.

Plus précisément, pour rénumérer les individus, nous faisons tirer au hasard l'individu un nombre entre 1 et 10 correspondant à la série qui détermine son gain :

- Si le numéro de série tiré au hasard, correspond à une série dans la quelle l'individu a effectué un choix certain, alors la rémunération est le montant de base (30 Dinars tunisien) multiplié par le taux de rendement certain qu'il a choisit lors cette série.
- Cependant, si le numéro de série tiré au hasard, correspond à une série dans la quelle l'individu a effectué un choix risqué, dont le rendement suit une loi binaire équiprobable (séries 4, 5 et 6). Il faut lancer une pièce de monnaie. Si elle tombe sur pile, nous multiplions le rendement négatif par le montant de base. Et si elle tombe sur face, nous multiplions le rendement positif par le montant de base.
- Par ailleurs, si le numéro de la série tirée au hasard, dont le rendement est uniforme (séries 1, 2 et 3), il faut procéder comme suit : supposons que le rendement uniforme entre -5% et 20%, il faut le faire tirer un papier dans une urne contenant des papier écrits de -5%, -4.5%, . . . , 19%, 19.5%, 20%. Le rendement tiré de l'urne est multiplié par le montant de base.
- Enfin, si le numéro de la série tiré au hasars correspond à un rendement avec une petite probabilité de grosse perte ou de Jackpot (séries 7 à 10). Il faut procéder comme suit : supposons à titre d'exemple que le répondant a choisi une loterie avec 5% de chances d'avoir -20% et 95% de chances d'avoir +10%. Il faut que l'individu tire un papier dans une urne contenant 19 papiers écrit "max" et 1 papier écrit "min". S'il tire le min, il reçoit -20% multiplier par le montant de base et s'il tire max, il reçoit 10% multiplier par le montant de base.

Cependant, pour les séries 7 à 10, les probabilités de faible perte ou de jackpot varient d'une loterie à une autre pour un même individu et les taux de rendement varient d'un individu à l'autre.

Nous présentons dans les tables (1) et (2), les listes exhaustives de toutes les probabilités concernées, celles des loteries à faible probabilité de grosse perte et

⁷Ce tableau est affiché pour les individus qui se sont connectés au seins du laboratoire expérimental seulement (avec un mot de pass particluier que l'expérimentateur, introduit au début de l'expérience) et qui ont évidemment répondu aux 10 séries.

celles des loteries à faible probabilité de jackpot, ainsi que le nombre de papiers "min" et "max" à mettre dans l'urne dans chaque cas. Nous allons balayer toutes les alternatives, permettant de rémunérer les individus.

1.2 Les statistiques descriptives

D'après la table (3) présentant le résumé des statistiques des variables explicatives dans l'échantillon tunisien, nous constatons que :

l'échantillon tunisien est homogène en genre. En effet, il est constitué de 51.14% d'hommes. L'âge moyen de l'échantillon tunisien est 27.341 ans. Plus précisément, 87.33% de la population a un âge moins de 25 ans. 10.22% des répondants ont un âge entre 26 et 40 ans. Cependant, le statut matrimonial le plus commun est le statut célibataire avec 73.33 %, les mariés représentent 18.92% dans l'échantillon tunisien. Par ailleurs, 59.26% des répondants tunisiens se considèrent comme novices, 29.39% plutôt expérimentés, 10.35% expérimentés et 1.00% très expérimenté. L'objectif principal d'investissement est, épargner pour 4.90% des répondants de laisser un héritage, 4.17% pour faire une formation, 2.47% épargner pour la retraite, 11.10% pour construire un matelas de sécurité, 17.92% pour générer des revenus à long terme, 16.22% pour générer des revenus réguliers, 20.09% pour acheter ou rénover une maison, 13.20% pour acheter des biens durables et 1.67% pour fructifier leur patrimoine. Les autres objectifs sont beaucoup moins souvent bien qu'ils peuvent être largement représentés comme un objectif secondaire. En ce qui concerne le style des investisseurs, 8.82% des répondants n'acceptent aucune fluctuations, 28.02 % acceptent des fluctuations de courtes durées, 53.44% des répondants tunisiens acceptent des fluctuations modérées et que 9.72% des répondants tunisiens qui acceptent des fluctuations importantes. Cependant, 19.65% des répondants ont déjà investi, 21.97% comptent réallouer une part de leur capital dans le but d'atteindre leur objectif, 58.39% comptent construire progressivement un capital dans les prochaines années dans le but d'atteindre leur objectif principal, alors que 0.13% n'ont pas l'intention d'investir. Lors d'une hausse après une perte, 26.07% des répondants liquident immédiatement, 54.63% attendent retournement et 22.39% conservent, mise hausse. Cependant, suite à une baisse, 26.32 % des investisseurs liquident immédiatement, 43.01% liquident après perte significative et 30.67% conservent et acceptent toutes les fluctuations. Cependant, 45.00 % des répondants n'ont pas de patrimoine. Tandis que 24.14% n'ont pas de bien immobiliers. Un peu plus que la moitié de l'échantillon ont moins d'une année d'expérience en investissement. 32.97% ont choisi un horizon de temps de 5 ans. La moyenne de l'horizon déclaré par les répondants tunisiens est 10.333 années. Finalement, le taux moyen certain du rendement proposé dans les loteries est 0.105% pour les répondants.

La distribution des réponses des individus aux séries de loteries dans l'échantillon, résumée dans la liste suivante, montre que le pourcentage des répondants d'être dans la catégorie des moins averses au risque "RRR" est le plus élevé, suivi du pourcentage des tunisiens dans la catégorie relative aux répondants les plus averses au risque "SSS". Nous pouvons dire qu'à priori, que dans notre

échantillon les individus sont en majorité soit très risque averses soit très joueurs.

Rang j	Choix	% échantillon tunisien
1	RRR	29.09
2	RRS	9.80
3	RSR	7.76
4	RSS	9.34
5	SRR	9.78
6	SRS	6.90
7	SSR	8.20
8	SSS	19.14

Récapitulation des distributions des choix

2 Analyse économétrique

2.1 Formulation du modèle probit ordonné à effets aléatoires

Lorsque nous observons une population P de N décideurs supposés indépendants et identiques, placés face au même ensemble de choix entre loteries, émerge une problématique d'hétérogénéité inobservable des préférences. Conditionnellement à un ensemble de variables explicatives, une partie de chacun des processus décisionnels reste non quantifiable, et doit être considérée comme aléatoire par le modélisateur.

Cependant, en raison d'effet de cadrage ou de manque de concentration ou autres, les réponses individuelles à une série de loteries reviennent parfois à une vision bruitée de l'aversion au risque individuelle, voir Manki (1977). L'application des techniques de panel aux modèles de choix discret permettra de gommer ces bruits. Selon de Palma et Picard (2005), les premiers résultats obtenus auprès d'étudiants montrent que les variations de l'aversion au risque pour un même individu réagissant à différentes situations risquées sont du même ordre de grandeur que les variations de l'aversion au risque individuelle moyenne des différents répondants.

Etant donné que l'aversion au risque est une variable qualitative ordonné, l'approche la plus appropriée pour comprendre ses déterminants est un modèle ordonné. Cependant, ce modèle n'est pas optimal du fait ses propriétés sont seulement valides asymptotiquement. Nous considérons dans le modèle probit ordonné à effets aléatoires, l'existence d'une erreur supplémentaire normalement distribuée à travers les individus. Nous proposons aux répondants 10 séries de 3 loteries, et nous utilisons des techniques de panel pour estimer la façon dont l'aversion au risque varie à la fois entre individus et, pour un même individu, d'une série de loteries à l'autre. Plus précisément, nous utilisons le probit ordonné à effets aléatoires, que nous proposons de définir.

2.1.1 Définition du modèle

Le modèle probit ordonné à effets aléatoires, peut être décrit de la façon suivante :

$$y_{ik}^* = x_{ik}\beta + \epsilon_{ik}, \quad \forall i = 1, \dots, N, \quad k = 1, \dots, K \quad (1)$$

y_{ik}^* : la variable latente non observée qui peut être interprétée comme l'aversion au risque à l'investissement. L'analyste observe, y_{ik} qui prend les valeurs $\{0, 1, \dots, m\}$ selon la position relative de y_{ik}^* relativement à un ensemble de seuils ordonnés :

$$y_{ik} = \begin{cases} 0, & \text{si } y_{ik}^* \leq 0 \\ 1, & \text{si } \nu_0 < y_{ik}^* \leq \nu_1 \\ 2, & \text{si } \nu_1 < y_{ik}^* \leq \nu_2 \\ \vdots & \\ m, & \text{si } \nu_{m-1} \leq y_{ik}^*. \end{cases} \quad (2)$$

où, y_{ik}^* : mesure l'aversion au risque (normalisée, ordinale) de l'individu i lorsqu'il répond à la série k ,

i : représente l'individu investisseur, $i = 1, \dots, N$

k : représente la série de loteries remplie par l'investisseur $k = 1, \dots, K$.

x_{ik} : est l'ensemble des variables explicatives spécifiques à l'individu i et à la série de loterie k (ces variables peuvent dépendre non seulement de l'individu i et de son projet d'investissement, mais aussi de la série k de loteries concernée).

β : vecteurs des paramètres à estimer.

2.1.2 Les hypothèses du modèle

Le terme aléatoire ϵ_{ik} est ainsi décomposé en un terme u_i spécifique à l'individu et un terme résiduel ν_{ik} suivant une loi normale centrée réduite et variant indépendamment d'une série à l'autre pour un même individu. Il s'écrit :

$$\epsilon_{ik} = \nu_{ik} + u_i$$

où u_i : terme correspondant à l'hétérogénéité non observée (effet individuel) pour l'individu i , supposée aléatoire et indépendamment distribué de x_{ik} . Nous supposons que u_i suit une loi normale d'espérance nulle et d'écart-type σ_u^2 à estimer.

ν_{ik} : terme aléatoire normalement distribué, correspondant aux erreurs de mesures spécifiques aux séries de loteries.

Suite au problème d'identification, nous supposons $\sigma_\nu^2 = 1$. D'où, ν_{ik} suit $N(0, 1)$.

Nous conservons sous une condition d'orthogonalité des perturbations avec les aléas des paramètres de goût, les formulations simples des probabilités de choix probit ordonné obtenues sous hypothèse d'indépendance et identité des perturbations, tout en générant l'existence de corrélations inobservables entre les différentes options de choix. Les corrélations des perturbations sont conditionnelles aux variables explicatives du modèle. Donc, nous supposons que :

$$E(\nu_{ik} \setminus X) = 0, E(u_i \setminus X) = 0, cov(\nu_{ik}, u_j \setminus X) = 0, \forall i, k, j$$

$$cov(\nu_{ik}, \nu_{js}) = \begin{cases} var(\nu_{ik}) = 1, & \text{si } i = j \text{ et } k = s \\ 0, & \text{si non.} \end{cases}$$

$$cov(u_i, u_j) = \begin{cases} var(u_i) = \sigma_u^2, & \text{si } i = j \\ 0, & \text{si non.} \end{cases}$$

où X : représente toutes les données exogènes de l'échantillon, $x_{ik}, \forall i, k$.

Par suite, la variance intra-individuelle de la composante non expliquée est normalisée à un, alors que la variance inter-individuelle de la composante non expliquée est notée σ_u^2 . Par conséquent, le terme d'erreur aléatoire total ϵ_{ik} est tel que : $E(\epsilon_{ik} \setminus X) = 0, var(\epsilon_{ik}) = \sigma_v^2 + \sigma_u^2 = 1 + \sigma_u^2, corr(\epsilon_{ik}, \epsilon_{is}) = \rho = \frac{\sigma_u^2}{1 + \sigma_u^2}$.

Bien que nous avons supposé que les erreurs u_i et ν_{ik} sont indépendants entre eux et des variables explicatives x_{ik} , le terme d'erreur aléatoire total ϵ_{ik} des différentes séries k pour le même individu i sont corrélées dû au terme commun u_i . Toutefois, cette modélisation est légèrement différente de celle généralement utilisée. En effet, nous supposons que ν_1 est normalisé à zéro et une constante est incluse dans la liste des régresseurs. Ici, nous posons la constante est égale à zéro et nous estimons ν_1 ⁸.

$$P(y_{ik} = 0 \setminus x_{ik}, u_i) = P(y_{ik}^* \leq \nu_1 \setminus x_{ik}, u_i) = \Phi(\nu_1 - x_{ik}\beta - u_i)$$

$$P(y_{ik} = 1 \setminus x_{ik}, u_i) = P(\nu_1 < y_{ik}^* \leq \nu_2 \setminus x_{ik}, u_i) = \Phi(\nu_2 - x_{ik}\beta - u_i) - \Phi(\nu_1 - x_{ik}\beta - u_i)$$

$$P(y_{ik} = m \setminus x_{ik}, u_i) = P(y_{ik}^* \geq \nu_m \setminus x_{ik}, u_i) = 1 - \Phi(\nu_m - x_{ik}\beta - u_i)$$

Le signe de l'effet marginal de x_{jik} sur la probabilité que $y_{ik} = 1$, varie selon x_{ik} et u_i . Il se définit comme suit :

$$\frac{\partial P(y_{ik} = 1 \setminus x_{ik}, u_i)}{\partial x_{jik}} = -\beta_j \Phi(\nu_2 - x_{ik}\beta - u_i) + \beta_j \Phi(\nu_1 - x_{ik}\beta - u_i)$$

2.1.3 Les propriétés et identification du modèle

La fonction de log-vraisemblance s'écrit :

$$L = \sum_{i=1}^n \ln(P(y_{i1}, y_{i2}, \dots, y_{iK})) \quad (3)$$

où en généralisant simplement l'argument fait dans Butler et Moffitt (1982), nous pouvons monter que :

$$\begin{aligned} P(y_{i1}, y_{i2}, \dots, y_{iK}) &= \int_{a_{i1}}^{b_{i1}} \dots \int_{a_{iK}}^{b_{iK}} \phi(\epsilon_{i1}, \dots, \epsilon_{iT}) d\epsilon_{iK} \dots d\epsilon_{i1} \\ &= \int_{-\infty}^{\infty} \prod_{k=1}^K [\Phi(b_{ik} \setminus u_i) - \Phi(a_{ik} \setminus u_i)] du_i \end{aligned}$$

⁸Ce choix est arbitraire et équivalent à la paramétrisation de Green(2000)

$$= \int_{-\infty}^{+\infty} (\prod_{i=1}^N [\Phi(b_{ki} - u_i) - \Phi(a_{ki} - u_i)]) \phi(u_i) du_i$$

avec $a_{ik} = \nu_{j-1} - \beta' x_{ik}$ et $b_{ik} = \nu_j - \beta' x_{ik}$, si $y_{ik} = j$, où $\nu_{-1} = -\infty$ et $\nu_8 = +\infty$.

Sachant que ⁹

$$P(y_{i1}, y_{i2}, \dots, y_{iK} / \epsilon_{ik}) = \prod_{i=1}^N [\Phi(b_{ki} - u_i) - \Phi(a_{ki} - u_i)]$$

3 L'hétérogénéité des individus et effets aléatoires dans l'échantillon tunisien

3.1 Les résultats des estimations

Le modèle probit ordonné à effets aléatoires est estimé par la fonction log-vraisemblance introduite par Butler and Moffitt (1982) et la méthode de quadrature de Gauss-Hermite en accord avec la structure du modèle à effets aléatoires. La version de Stata 8.2 fournit la commande "reopro", développée par Frechette (2001) pour estimer le modèle probit ordonné à effets aléatoires, résumé dans le tableau (4).

Pour tester les effets aléatoires, nous examinons la significativité statistique de ρ , en utilisant le test statistique de Wald ($w = \frac{\rho^2}{S_\rho^2}$). Si $w > \chi^2$ valeur critique (3.84 pour un niveau critique de 95%), nous rejetons la nullité de $\rho = 0$ (Green, 2000). Comme, $corr(\epsilon_{ik}, \epsilon_{is}) = \rho = \frac{\sigma_u^2}{1 + \sigma_u^2}$, si l'effet aléatoire existe, alors ϵ_{ik} et ϵ_{is} sont corrélés pour un même individu i , mais non corrélés à travers les individus. Cependant, si les effets aléatoires ne sont pas significatifs, $\sigma_u^2 = 0$ et $\rho = \frac{\sigma_u^2}{(1 + \sigma_u^2)} = 0$, ce qui indique qu'il n'y a pas de corrélation entre les séries de loteries selon ϵ_{ik} , pour un même individu.

Lors de l'estimation du probit ordonné à effets aléatoire dans l'échantillon tunisien (voir table 4), nous avons trouvé un ρ avec un coefficient significatif au seuil de 1%. Donc, il y a bien hétérogénéité entre les individus de l'échantillon tunisien. De plus nous avons effectué un test de Wald à $w = \frac{\rho^2}{\sigma_\rho^2} > 3.84$ pour un niveau critique de 95%, nous rejetons donc la nullité de $\rho = 0$ (Green, 2000). Par suite, il existe un effet significatif de l'hétérogénéité entre les individus de l'échantillon tunisien. Donc, il existe une corrélation entre les séries de loteries pour un même individu, mais pas à travers les individus de l'échantillon tunisien.

Dans le tableau d'estimation d'un probit ordonné à coefficients aléatoires (table 4), seul le signe des variables indique dans quel sens se modifie la probabilité.

- Les résultats présentés montrent que la variable explicative "femme" est non significative dans l'échantillon tunisien, au seuil conventionnel de 10%.

⁹Spécification utilisée dans les travaux de de Palma et al. (2005)

Ce résultat ne convergeant avec certains résultats de la littérature existante (voir Jorg, 2003) mais converge avec d'autres (voir Brachinberg et al, 1999; Chattopadhyay et Duflo; 2004). Donc, le genre n'est pas un facteur déterminant de l'aversion au risque dans le contexte des investissements financiers dans l'échantillon tunisien.

Par ailleurs, plusieurs variables influencent à la hausse la probabilité que l'aversion au risque augmente. Plus précisément :

- les indicatrices relatives à l'âge de l'individu, seule la variable "age2" correspondante aux investisseurs dont l'âge est entre 26 et 40 ans, influence à la hausse la probabilité que l'aversion au risque augmente, avec un coefficient positif et significatif au seuil de 1 % par rapport à la catégorie de référence "age1" correspondant aux investisseurs dont l'âge est moins de 25 ans. Cependant, les variables "age3" et "age4" sont non significatives au seuil conventionnel de 10%.
- de même, toutes les variables explicatives représentant le style de l'investisseur "investstyle2" qui n'acceptent aucune fluctuation et "investstyle3" relative à celui qui accepte que des fluctuations de courtes durées sont favorables aussi à la probabilité d'augmentation de l'aversion au risque avec des coefficients positifs et significatifs au seuil commun de 1% par rapport à la catégorie de référence "investstyle5" correspondante à l'investisseur qui accepte même les fluctuations importantes, tandis que les autres variables dans le modèle sont supposées constantes. Cependant, l'indicatrice "investstyle4" représentant les investisseurs qui acceptent que des fluctuations modérées est non significative au seuil conventionnel de 10%.
- les variables représentant le types de loteries utilisés lors du questionnaire, sont telles que les indicatrices "lotttype2", "lotttype3" et "lotttype4" correspondent respectivement à la loi de la loterie uniforme, binaire équiprobable et une petite probabilité de grand gain, sont fonction croissante de l'aversion au risque et avec des coefficients positifs et significatifs au seuil commun de 1% par rapport à la catégorie de référence "lotttype5" correspondante à la loterie de faible probabilité de Jackpot, tandis que les autres variables dans le modèle sont supposées constantes.
- de la même manière, la variable représentant le type de transformation des loteries aux quelles l'individu fait face lors de son choix est : "Addmult1" transformations additives, est significativement différente par rapport à la catégorie de référence "addmult2" indiquant que la transformation de la loterie est multiplicative, avec un coefficient positif et significatif au seuil de 5%. Ceci se traduit par le fait que les transformations additives des loteries influencent à la hausse la probabilité que l'aversion augmente, tandis que les autres variables dans le modèle sont supposées constantes.
- la variable "lambdaAdd" représentant les effets d'échelles additifs est significative au seuil de 5%, avec un coefficient positif. Ce résultat indique que les "lambdaAdd" influent à la baisse la probabilité que l'aversion au risque augmente, tandis que les autres variables dans le modèle sont sup-

posées constantes. De plus, la variable "lamdaMult" est significative avec un coefficients aussi positif au seuil de 1%.

En revanche, l'hypothèse de convergence est également soutenue par des coefficients négatifs des variables suivantes :

- comme attendu, l'objectif de l'investissement est un déterminant important des l'aversion au risque individuelle. En effet, pour "obj6" représentant l'objectif de construire un matelas de sécurité. Les autres objectifs sont non significatifs au seuil conventionnel de 10%.
- par ailleurs, un résultat original ¹⁰ est obtenu. Il consiste à ce que les répondants mariés sont moins averses au risque. En effet, l'indicatrice "matri1" relative aux individus mariés est significativement différente de la catégorie de référence "matri7" celle des célibataires, avec coefficient négatif est significatif au seuil de 10%. Cependant, les variables "matri5", "matri6" et "matri8" représentant respectivement les individus divorcés, veufs et en couples mais non mariés sont non significatives aux seuils conventionnels de 10%.

Enfin, la variable "Dummyinvestcapital" représentant les individus ayant choisi comme capital à investir un montant moins de 50000 Euros, les variables représentant le comportement de l'investisseur après une perte, "lossbehave2" indiquant que l'investisseur liquide immédiatement après une perte, "lossbehave3" correspondante à l'investisseur qui ne liquide qu'après perte significative, "losswinsbehave2" correspondante à l'investisseur qui liquide immédiatement et "losswinsbehave3" correspondante à l'investisseur qui attend retournement après une perte, sont non significatives au seuil conventionnel de 10%, lorsque les autres variables dans le modèle sont supposées constantes.

Finalement, nous constatons que tous les seuils sont positifs et significatifs au seuils de 1%, à l'exception du premier seuil.

3.2 Interprétation des effets aléatoires

Après avoir testé l'hétérogénéité des individus, motivé par la volonté d'étudier l'impact de cette dernière sur notre modèle, nous nous posons les questions suivantes : est ce que les effets aléatoires améliorent toujours la puissance explicative du modèle ? Par ailleurs, comment la signification des variables explicatives est-elle affectée par hétérogénéité inobservable des individus ?

Pour répondre à ces questions, nous allons comparer le niveau de significativité des variables et leurs signes, dans les deux estimations avec et sans effets aléatoires. Nous comparons les tableaux des résultats d'estimation du modèle probit ordonné à effets aléatoires présentés dans la table (4) et celui du modèle probit ordonné présentés dans la table (5)¹¹. Un tableau récapitulatif des deux estimations est présenté dans la table 6.

¹⁰ce résultat est aussi trouvé lors de la régression probit ordonné

¹¹Pour plus de détail sue le modèle probit ordonné voir annexe B

Nous constatons que le modèle probit ordonné avec des effets aléatoires dans l'échantillon tunisien, améliore les statistiques de Log likelihood. En effet, les résultats de statistiques de la probabilité de notation sont (LL : Log likelihood = -7045.259) dans le modèle probit ordonné à effets aléatoires, alors qu'elle était plus petite (Log likelihood = -7233.246) dans le modèle probit ordonné. Donc, l'échantillon tunisien indique que la prise en compte de l'hétérogénéité des individus améliore la puissance explicative des modèles en général. Cependant, dans l'échantillon tunisien nous n'avons pas trouvé d'amélioration du pseudo-R² dans le modèle à effets aléatoire (pseudo-R²=1.89%) par rapport au probit ordonné (pseudo-R²=2.81 %).

Par ailleurs, nous allons voir comment la significativité des variables explicatives est affectée par l'hétérogénéité inobservable des individus. Pour ce faire, nous comparons les résultats des régressions dans l'échantillon tunisien, des modèles probit ordonné et le modèle probit ordonné à effets aléatoires, comme présentés dans la table récapitulative (table 6), nous constatons que le modèle à effets aléatoires affaiblit la significativité de beaucoup de variables explicatives. En revanche, le signes de toutes les variables explicatives reste inchangé.

Plus précisément, dans l'échantillon tunisien, lors de la régression à effets aléatoires, nous avons complètement perdu la significativité au seuil conventionnel de 10% des variables explicatives "age3", "matri5", "ecoclim1", "ecoclim2", "ecoclim3", "ecoclim4", "invbehave1" et "investstyle4", correspondantes respectivement aux individus dont l'âge est entre 40 et 55 ans, les individus divorcés, aux individus qui pensent que le climat économique dans trois ans sera nettement meilleur ou un peu meilleur ou à peu près le même, ou moins bon, aux individus qui pensent que le conseil d'un spécialiste en investissement est pas du tout important et aux individus qui acceptent les fluctuations modérées.

Cependants, le niveau significativité des variables "matri1" et "obj9" a baissé, en passant respectivement de 1% à 10%, et de 1% à 5%. Les seules variables dont le niveau de significativité s'est amélioré lors de la régression à effets aléatoires sont "Addmult1" et "lambdaMult" correspondantes respectivement aux transformations de loteries additives et aux effets d'échelles multiplicatives, dont les seuils sont passés respectivement de 10% à 5% et de 5% à 1%.

Enfin, le niveau de significativité du reste des variables n'a pas changé.

4 L'analyse de variance du modèle probit ordonné à effets aléatoires

Afin de mieux comprendre les facteurs influençant sur l'aversion au risque des individus, nous menons une analyse de variance sur le modèle probit ordonné à effets aléatoires. Cette section a comme vocation de traiter du deuxième objectif de cet article : nous essayons de déterminer si l'inégalité en aversion au risque dans le contexte des investissements financiers est suite à des différences intra ou inter individuelles. Notre analyse consiste en une décomposition de la

variance de la variable dépendante d'aversion au risque individuelle, en des composantes intra-individuelles et inter-individuelles des composantes observables et non observables.

Plus précisément, en appliquant un modèle de choix discret, à savoir le probit ordonné à effets aléatoires, nous présentons une méthode pour estimer les composantes inter-individuelles et intra-individuelles de la variance expliquée et non expliquée de l'aversion individuelle au risque dans le contexte d'investissement financier. Cette décomposition vise à étudier la stabilité de l'aversion au risque des individus d'une série à une autre, en analysant la variabilité intra-individuelle. Nous appelons :

composante de la variance intra-individuelle (Within) : la contribution intra-individuelle de la variable latente d'aversion au risque par celles des variables explicatives, et

composante de la variance inter-individuelle (Between) : la contribution inter-individuelle de la variable latente d'aversion au risque expliquée par celle des variables explicatives.

4.1 La méthode de l'analyse de variance

Nous étudions si l'inégalité en aversion au risque dans le contexte des investissements financiers est suite à des différences intra ou inter individuelles. En estimant un modèle de choix discret ordonné et à effets aléatoires, nous appliquons une simple méthode pour estimer les composantes intra et inter-individuelle de la variance expliquée et non expliquée de l'aversion au risque. Pour notre analyse empirique, nous utilisons la base constituée des données collectées lors du laboratoire expérimental conduit en Tunisie dans la période entre février et Avril 2008.

Nous mesurons l'inégalité en aversion au risque des investisseurs en faisant une analyse de variance, selon les étapes suivantes :

- nous commençons par calculer la valeur estimée linéaire de la variable latente pour chaque observation de l'échantillon tunisien $\hat{Y}_{ikTN}^* = \hat{\beta}' X_{ik}$.

Variable	Nombre d'obs	Moyenne	Ecart-Type	Min	Max
linearPanelTUN	3833	0.983	0.431	-0.209	2.596

Résumé statistique de la variable linearPanelTUN

- puis, nous calculons la moyenne de ses valeurs estimées \hat{Y}_{iTN}^* pour chaque individu i et nous générons une nouvelle variable $\hat{Y}_{ikTN}^d = \hat{Y}_{ikTN}^* - \hat{Y}_{iTN}^*$. La nouvelle variable \hat{Y}_{ikTN}^d est ainsi une mesure de l'hétérogénéité intra-individu pour un individu i dans l'échantillon tunisien.

Variable	Nombre d'obs	Moyenne	Ecart-Type	Min	Max
YikdTN	3833	4.47e-11	0.235	-0.443	0.605

Résumé statistique de la variable YikdTN

Variable	Nombre d'obs	Moyenne	Ecart-Type	Min	Max
YiT <i>N</i>	3965	0.983	0.361	0.035	2.102

Résumé statistique de la variable Yi*TN*

Une dernière étape consiste à calculer, les variances de \hat{Y}_{iT*N*}^* et \hat{Y}_{ik*TN*}^d :

$V(\hat{Y}_{iT*N*}^*) = 0.131$ est la variance expliquée inter-individuelle,

$V(\hat{Y}_{ik*TN*}^d) = 0.055$ est la variance expliquée intra-individuelle,

$V(u_i) = \sigma_u^2 = 0.369$ ¹² est la variance non expliquées de la composante inter-individuelle,

$V(\nu_{ik}) = 1$ est la variance non expliquée de la composante intra-individuelle.

La variance totale est alors égale à :

$$\begin{aligned} var(\hat{Y}_{ik*TN*}^*) &= var(\hat{Y}_{iT*N*}^*) + var(\hat{Y}_{ik*TN*}^d) + var(\nu_{ik}) + var(\sigma_{u_i}^2) \\ &= 0.131 + 0.055 + 0.369 + 1 = 1.556 \end{aligned}$$

4.2 Interprétation des résultats

Nous constatons d'après le tableau (4) que la fraction de la variance expliquée est beaucoup plus faible que celle non expliquée (11.98% contre 87.99%) dans la formulation probit ordonné à effets aléatoires dans l'échantillon tunisien. Ceci suggère que la variation de l'aversion au risque des individus n'est probablement pas expliquée par les caractéristiques observables. Donc, dans l'analyse de variance avec le probit ordonné à effets aléatoires, nous n'expliquons que 11.98% de la variance totale de l'échantillon tunisien, ce qui est un assez bon résultat.

Par ailleurs, la majorité de la variance expliquée est due à la composante inter-individuelle avec 8.42%. En effet, le poids de la composante intra-individuelle expliquée est 3.56, alors que le pourcentage de la variance expliquée inter-individuelle est de 8.42%.

Concernant la partie non expliquée de la variance totale, nous trouvons que la variance intra-individuelle est de 64.28% est très supérieure, à la variance inter-individuelle de 23.73%.

Ces résultats montrent que les inégalités de l'aversion au risque inter-individuelles (inter-individuelle exp + inter-individuelle non exp = 8.42% + 23.73% = 32.15%) sont moins importantes que celles intra-individuelle individus (intra-individuelle. exp + intra-individuelle.non exp = 3.56% + 64.28% = 67.84%).

En conclusion, nous avons expliqué environ 12% de la variance totale et nous avons trouvé qu'elle principalement due à une différence inter-individuelle. Cependant, globalement l'inégalité en l'aversion au risque est principalement due à la différence intra-individuelles. D'où, la non stabilité des réponses des individus d'une série de loterie à une autre.

¹²D'après le tableau (3.1), $\rho = \frac{\sigma_u^2}{1+\sigma_u^2} = 0.270$, alors $\sigma_u^2 = \frac{0.270}{1-0.270} = 0.3698$.

Cependant, comme la variance intra-individuelles, est celle relative à la stabilité des réponses des individus d'une série de loterie à une autre, nous pouvons dire qu'une composante importante de la variabilité de l'aversion au risque est due à la variabilité des réponses des individus à travers les séries de loteries. Toutefois, le composante intra-individuelle non expliquée est plus importante que celle expliquée dans l'échantillon tunisien. Par conséquent, il n'y a pas de stabilité des réponses des individus d'une série à l'autre.

Conclusion

L'étude de l'aversion au risque dans les comportements d'investissements financiers occupe une place prépondérante dans la littérature théorique et empirique récente. Dans notre travail, nous avons tenté de quantifier son importance et de déterminer ses facteurs constitutifs. En effet, si l'analyse des produits financiers a été largement traitée, l'analyse de l'attitude de l'investisseur notamment son aptitude psychologique à prendre des risques, reste peu exploitée.

Afin de rendre compte de certaines déviations par rapport à la théorie d'utilité espérée, nous avons introduit l'hétérogénéité individuelle. En effet, un même individu confronté à des conditions identiques répond différemment aux mêmes questions au cours d'occasions différentes. La théorie classique d'utilité espérée n'est pas en mesure de rendre compte de cette constatation simple. Nous pouvons argumenter que ces écarts de comportements peuvent être considérés comme des erreurs, présentes dans toute collecte de données. Cette prise en compte explicite des erreurs, d'emblée au niveau théorique, nous a semblé importante. L'importance de cette extension réside dans le fait qu'elle s'applique aussi bien au modèle d'utilité espérée qu'au modèle d'utilité non-espérée. Dans le but de contrôler cette hétérogénéité individuelle, nous avons utilisé pour nos estimations le modèle de probit ordonné à effets aléatoires. En effet, il existe une hétérogénéité inobservée des goûts dans la population : les paramètres des variables ne sont pas invariants avec l'individu échantillonné.

Dans un premier temps, nous avons testé et contrôlé l'hétérogénéité des individus dans l'échantillon tunisien. Nous avons montré qu'il y a bien hétérogénéité entre les individus. Par ailleurs, un examen étroit des estimations à travers ces modèles a prouvé que, contrairement aux résultats mis en commun, le contrôle des effets aléatoires en général a peu d'effet sur les estimations et leur significativité. En effet, en comparant ce modèle, l'aversion au risque correctement estimée a prouvé que les modèles prévoient mieux le choix de l'investisseur lors de la régression probit ordonné que dans celle à effets aléatoires. Pourtant, le log-vraisemblance s'est amélioré lors de l'estimation à effets aléatoires.

Dans un second temps, nous avons essayé de mesurer l'inégalité de l'aversion au risque des individus, en menant une analyse de variance sur le modèle probit ordonné à coefficients aléatoires. Nous avons présenté une méthode permettant de mesurer les composantes de inter et intra-individuelles de l'aversion

au risque. En effet, comprendre l'importance relative des différences intra et inter-individuelles de l'aversion au risque est crucial, étant donné leur impact sur les choix de l'individu. Pourtant, nous connaissons peu sur les magnitudes relatives aux inégalités intra et inter-individuelle de l'aversion au risque. D'après l'analyse de variance, nous avons montré que les différences entre les variances inter et intra-individuelles sont importantes. Et ce, puisque nous avons trouvé que l'inégalité en l'aversion au risque est principalement due à la différence intra-individuelles.

D'après l'analyse de variance, nous avons trouvé que notre modèle explique 12% de la variance totale de l'aversion au risque. Les différences entre les variances inter et intra-individuelles sont importantes. Et ce, puisque nous avons trouvé que l'inégalité en l'aversion au risque est principalement due à la différence intra-individuelles.

Cependant, les composantes intra-individuelles sont plus importantes pour l'échantillon tunisien pour la variance observée et moins importantes pour l'échantillon tunisien pour la variance non observée.

Nous pouvons dire que la variance intra-individuelle dans l'échantillon tunisien est principalement due à la composante non expliquée. Par ailleurs, la part de la variance de l'aversion au risque due à la composante de la variance inter-individuelle dans l'échantillon tunisien est de 32.14%.

Globalement, nous avons montré que l'inégalité en aversion au risque intra-individuelles étaient beaucoup plus importantes que celles inter-individuelles. Cependant, comme la variance intra-individuelle, est celle relative à la stabilité des réponses des individus d'une série de loterie à une autre, nous avons pu affirmer qu'une composante importante de la variabilité de l'aversion au risque est due à la variabilité des réponses des individus à travers les séries de loteries. Toutefois, il convient de noter que la composante intra-individuelle non expliquée est plus importante que celle expliquée. Tandis que, la composante expliquée de la variance, est principalement due à la variance inter-individuelle.

Par ailleurs, les techniques des modèles de choix discret permettent de tester certains raffinements de la théorie d'utilité espérée. Et ce, en mettant les mêmes individus dans des situations similaires du point de vue de la théorie d'utilité espérée classique, mais sensiblement différentes. Ainsi, suivant les idées de Kahneman et Tversky (1979), nous trouvons des indications de non dérivabilité de la fonction d'utilité autour de zéro. Donc, les individus sont plus averses au risque lors des pertes. Cette déviation fera l'objet d'une extension de cet article.

Annexe A

Séries 7 et 8 "faible probabilité de grosse perte"	Probabilité du minimum	Nombre de "min"	Nombre de "max"
	0.5	1	200
	1	1	99
	3	3	97
	6	6	94
	9	9	91
	13	13	87
	17	17	83

TAB. 1: Table de rénumération des loteries à faible probabilité de grosse perte

Séries 9 et 10 "faible probabilité de Jackpot"	Probabilité du minimum	Nombre de "min"	Nombre de "max"
	85	85	15
	88	88	12
	90	90	10
	92	92	8
	93	93	7
	94	94	6
	95	95	5

TAB. 2: Table de rénumération des loteries à faible probabilité de jackpot

TAB. 3: Résumé Statistique de l'échantillon tunisien

Variable	Mean	(Std. Dev.)	Min.	Max.	N
yordC	4.101	(2.693)	1	8	3867
Indicatrice femme	0.489	(0.5)	0	1	4001
age supérieur 25 ans et inférieur ou égal a 40 ans	0.301	(0.459)	0	1	4001
age supérieur a 40 ans et inférieur ou égal a 55 ans	0.061	(0.239)	0	1	4001
age supérieur a 55 ans	0.011	(0.104)	0	1	4001
matrimony==Marie avec contrat	0.189	(0.392)	0	1	4001
matrimony==Divorce	0.011	(0.104)	0	1	4001
matrimony==Veuf	0.002	(0.05)	0	1	4001

Suite page suivante...

... table 3 continue

Variable	Mean	(Std. Dev.)	Min.	Max.	N
en couple non marie	0.064	(0.245)	0	1	4001
ecoclim==Nettement meilleur	0.124	(0.33)	0	1	3977
ecoclim==Un peu meilleur	0.396	(0.489)	0	1	3977
ecoclim==A peu pres le meme	0.284	(0.451)	0	1	3977
ecoclim==Moins bon	0.178	(0.383)	0	1	3977
investorbehave==Pas du tout important	0.017	(0.128)	0	1	3989
investorbehave==Un peu important	0.163	(0.37)	0	1	3989
investorbehave==Important	0.449	(0.498)	0	1	3989
investstyle==Aucune	0.088	(0.284)	0	1	4001
investstyle==Courte Duree	0.28	(0.449)	0	1	4001
investstyle==Moderee	0.534	(0.499)	0	1	4001
addmult==A	0.596	(0.491)	0	1	4001
lambdaAdd	0.062	(0.074)	0	0.31	4001
lambdaMult	0.044	(0.068)	0	0.26	4001
lottype== 1.0000	0.324	(0.468)	0	1	4001
lottype== 2.0000	0.309	(0.462)	0	1	4001
lottype== 3.0000	0.184	(0.387)	0	1	4001
maintarget==Securite	0.111	(0.314)	0	1	4001
maintarget== Revenus a terme	0.179	(0.384)	0	1	4001
maintarget==Maison	0.201	(0.401)	0	1	4001
maintarget==Biens durables	0.132	(0.338)	0	1	4001

TAB. 4: Résultats des estimation du probit ordonné à effets aléatoire dans l'échantillon tunisien

Variable	Coefficient	(Std. Err.)
Equation 1 : eq1		
Indicatrice femme	0.007	(0.071)
age superieur 25 ans et inferieur ou egal a 40 ans	0.318***	(0.096)
age superieur a 40 ans et inferieur ou egal a 55 ans	0.286	(0.191)
age superieur a 55 ans	-0.262	(0.474)
matrimony==Marie avec contrat	-0.235*	(0.125)
matrimony==Divorce	-0.527	(0.488)

Continue page suivante...

... table 4 continue

Variable	Coefficient	(Std. Err.)
matrimony==Veuf	-0.284	(0.575)
en couple non marie	0.168	(0.143)
ecoclim==Nettement meilleur	0.349	(0.279)
ecoclim==Un peu meilleur	0.432	(0.268)
ecoclim==A peu pres le meme	0.295	(0.269)
ecoclim==Moins bon	0.335	(0.271)
investorbehave==Pas du tout important	-0.317	(0.293)
investorbehave==Un peu important	0.073	(0.109)
investorbehave==Important	0.019	(0.080)
investstyle==Aucune	0.961***	(0.163)
investstyle==Courte Duree	0.508***	(0.136)
investstyle==Moderee	0.162	(0.126)
addmult==A	0.145**	(0.069)
lambdaAdd	0.817**	(0.359)
lambdaMult	1.295***	(0.450)
lottype== 1.0000	0.087	(0.057)
lottype== 2.0000	0.282***	(0.057)
lottype== 3.0000	0.625***	(0.059)
maintarget==Securite	-0.531***	(0.123)
maintarget== Revenus a terme	-0.312***	(0.102)
maintarget==Maison	-0.238**	(0.097)
maintarget==Biens durables	-0.331***	(0.113)
Equation 2 : _cut1		
Intercept	0.324	(0.300)
Equation 3 : _cut2		
Intercept	0.650**	(0.300)
Equation 4 : _cut3		
Intercept	0.890***	(0.300)
Equation 5 : _cut4		
Intercept	1.176***	(0.300)
Equation 6 : _cut5		
Intercept	1.488***	(0.300)
Equation 7 : _cut6		
Intercept	1.725***	(0.300)
Equation 8 : _cut7		
Intercept	2.052***	(0.301)
Equation 9 : rho		
Intercept	0.241***	(0.021)
Nombre d'observation	3833	
Nombre d'individus	(383)	
Log-likelihood	-7045.259	

Continue page suivante...

... table 4 continue

Variable	Coefficient (Std. Err.)
$\chi^2_{(28)}$	271.438
Variance (B : Between, W : Within, T : Total)	
B expliquée (% B exp / T Total)	0.131(8.42%)
W expliquée (% W exp / T Total)	0.055(3.56%)
B non expliquée (% B non exp / T Total)	0.369(23.72%)
W non expliquée (% W non exp / T Total)	1(64.27%)

Niveaux de significativité: * : 10% ** : 5% *** : 1%

TAB. 5: Résultats de l'estimation du probit ordonné dans l'échantillon tunisien

Variable	Coefficient	(Std. Err.)
ConsTN	-0.290*	(0.168)
femme	-0.009	(0.036)
homme	catégorie de référence	catégorie de référence
age1	catégorie de référence	catégorie de référence
age2	0.261***	(0.050)
age3	0.238**	(0.098)
age4	-0.215	(0.286)
matri1	-0.187***	(0.065)
matri5	-0.498*	(0.257)
matri7	catégorie de référence	catégorie de référence
matri6	-0.239	(0.430)
Matri8	0.101	(0.074)
ecoclim1	0.286*	(0.148)
ecoclim2	0.346**	(0.143)
ecoclim3	0.250*	(0.144)
ecoclim4	0.271*	(0.145)
ecoclim5	catégorie de référence	catégorie de référence
invbehave1	-0.419***	(0.144)
invbehave2	0.043	(0.055)
invbehave3	0.018	(0.042)
invbehave4	catégorie de référence	catégorie de référence
investstyle2	0.839***	(0.085)
investstyle3	0.449***	(0.068)
investstyle4	0.179***	(0.064)
investstyle5	catégorie de référence	catégorie de référence
addmult1	0.117*	(0.067)
addmult2	catégorie de référence	catégorie de référence
lambdaAdd	0.810**	(0.346)
lambdaMult	1.101**	(0.430)

Suite page suivante...

... table 5 continue

Variable	Coefficient	(Std. Err.)
lotype2	0.091	(0.056)
lotype3	0.268***	(0.055)
lotype4	0.565***	(0.057)
lotype5	catégorie de référence	catégorie de référence
obj6	-0.420***	(0.061)
obj7	-0.230***	(0.052)
obj9	-0.173***	(0.050)
obj10	-0.235***	(0.058)
cut1	0.290*	(0.168)
cut2	0.577***	(0.1683)
cut3	0.788***	(0.168)
cut4	1.038***	(0.168)
cut5	1.311***	(0.168)
cut6	1.519***	(0.169)
cut7	1.809***	(0.169)
N	3833	
Log-likelihood	-7233.246	
$\chi^2_{(28)}$	418.868	

Niveaux de significativité : * : 10% ** : 5% *** : 1%

TAB. 6: Comparaison des résultats des estimations du probit ordonné et du probit ordonné à coefficients aléatoires dans l'échantillon tunisien

Variable	probit ordonné à effets aléatoires tunisien	probit ordonné tunisien
	(1)	(2)
femme	0.007 (0.071)	-0.009 (0.036)
age2	0.318*** (0.096)	0.261*** (0.05)
age3	0.286 (0.191)	0.238** (0.098)
age4	-0.262 (0.474)	-0.215 (0.286)
matri1	-0.235* (0.125)	-0.187*** (0.065)
matri5	-0.527 (0.488)	-0.498* (0.257)
matri6	-0.284	-0.239

Continue page suivante...

... table 6 continue

Variable	probit ordonné à effets aléatoires tunisien	probit ordonné tunisien
	(1)	(2)
	(0.575)	(0.43)
matri8	0.168 (0.143)	0.101 (0.074)
ecoclim1	0.349 (0.279)	0.286* (0.148)
ecoclim2	0.432 (0.268)	0.346** (0.143)
ecoclim3	0.295 (0.269)	0.25* (0.144)
ecoclim4	0.335 (0.271)	0.271* (0.145)
invbehave1	-0.317 (0.293)	-0.419*** (0.144)
invbehave2	0.073 (0.109)	0.043 (0.055)
invbehave3	0.019 (0.08)	0.018 (0.042)
investstyle2	0.961*** (0.163)	0.839*** (0.085)
investstyle3	0.508*** (0.136)	0.449*** (0.068)
investstyle4	0.162 (0.126)	0.179*** (0.064)
addmult1	0.145** (0.069)	0.117* (0.067)
lambdaAdd	0.817** (0.359)	0.81** (0.346)
lambdaMult	1.295*** (0.45)	1.101** (0.43)
lottype2	0.087 (0.057)	0.091 (0.056)
lottype3	0.282*** (0.057)	0.268*** (0.055)
lottype4	0.625*** (0.059)	0.565*** (0.057)
obj6	-0.531*** (0.123)	-0.420*** (0.061)
obj7	-0.312*** (0.102)	-0.230*** (0.052)
obj9	-0.238** (0.097)	-0.173*** (0.05)
obj10	-0.331***	-0.235***

Continue page suivante...

... table 6 continue

Variable	probit ordonné à effets aléatoires tunisien	
	(1)	(2)
	(0.113)	(0.058)
e(N)	3833	3833
e(l1-0)	-7180.978	-7442.68
e(l1)	-7045.259	-7233.246
e(df-m)	28	28
e(chi2)	271.438	418.868
e(r2-p)	—	0.028
e(k-cat)	—	8

Niveaux de significativité: * : 10% ** : 5% *** : 1%

Annexe B : Définition du modèle probit ordonné

Dans le Probit ordonné (voir Small, 1987), $\tilde{\nu}_i$ suit la distribution normale, avec variance égale à 1 et espérance spécifique à chaque individu : $E(\tilde{\nu}_i) = X_i\beta$, où X_i est un vecteur de caractéristiques individuelles exogènes et β : un vecteur des coefficients à estimer. Par ailleurs, nous supposons que : $\tilde{\nu}_i = X_i\beta + \nu_i$, où ν_i est une perturbation qui suit la loi normale standard, avec une fonction de répartition $F = \Phi$, et une fonction de densité $f(u) = \phi(u) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \exp(-\frac{u^2}{2})$. Nous supposons que les facteurs inobservables (erreurs) ν_i sont normalement distribués entre les observations. Nous normalisons la moyenne et la variance de ν_i à zéro et un.

$$y_i = \begin{cases} 0, & \text{si } \tilde{\nu}_i \leq 0 \\ 1, & \text{si } 0 < \tilde{\nu}_i \leq \nu_1 \\ 2, & \text{si } \nu_1 < \tilde{\nu}_i \leq \nu_2 \\ \vdots & \\ m, & \text{si } \nu_{m-1} \leq \tilde{\nu}_i. \end{cases} \quad (4)$$

Les ν sont des paramètres inconnus à estimer avec β . Le modèle probit ordonné spécifie qu'il existe une série de seuils $(\nu_j^*)_{1 \leq j \leq m}$ tels que l'individu atteint le niveau j si et seulement si $\nu_{j-1}^* < \nu_i + X_i\beta \leq \nu_j^*$ si et seulement si $\nu_{j-1}^* - X_i\beta < \nu_i \leq \nu_j^* - X_i\beta$.

Posons L_8^k : une loterie artificielle qui domine les loteries L_1^k à L_7^k et L_s^k , et L_0^k : une loterie artificielle qui est dominée par les loteries L_1^k à L_7^k et L_s^k .

La probabilité P_{ij}^k telle que $L_{j-1}^k \prec L_s^k \prec L_j^k$ pour l'individu i et les séries k :

$$\begin{aligned} P(\text{l'individu choisit } j \setminus X_i) &= P_{ij}^k = P(\nu_{j-1}^*(k) < \tilde{\nu}_i \leq \nu_j^*(k)) \\ &= P(\nu_{j-1}^* - X_i\beta < \nu_i \leq \nu_j^* - X_i\beta) = \Phi(\nu_j^* - X_i\beta) - \Phi(\nu_{j-1}^* - X_i\beta), \quad j = 1, \dots, 8 \end{aligned}$$

où $\nu_0^*(k) = -\infty$, $\nu_8^*(k) = +\infty$, et $\nu_j^*(k)$, $j = 1, \dots, 7$: les valeurs seuils à estimer.

Pour que toutes les probabilités soient positives, on pose $0 < \nu_1 < \nu_2 < \dots < \nu_7$. Le niveau d'aversion au risque correspond donc à une discrétisation de $X_i\beta + \nu_i$. Nous avons les probabilités suivantes :

$$P(\text{ichoisit}0 \setminus X_i) = \Phi(-X_i\beta)$$

$$P(\text{ichoisit}1 \setminus X_i) = \Phi(\nu_1 - X_i\beta) - \Phi(-X_i\beta)$$

$$P(\text{ichoisit}j \setminus X_i) = \Phi(\nu_j - X_i\beta) - \Phi(\nu_{j-1} - X_i\beta), \quad \forall j = 2, \dots, 7$$

$$P(\text{ichoisit}8 \setminus X_i) = 1 - \Phi(\nu_7 - X_i\beta)$$

La vraisemblance individuelle pour l'individu i est la probabilité du rang observé $j(i)$, où $j(i)$ est le rang de l'alternative sûre choisie par l'individu i .

$$P_{ij}(i) = \Phi(\nu_{j(i)}^* - X_i\beta) - \Phi(\nu_{j(i)-1}^* - X_i\beta)$$

La fonction log-vraisemblance :

$$\ln L(X, \beta, \nu^*) = \sum_{i=1}^n \ln(P_{ij(i)}) = \sum_{i=1}^n \ln(\Phi(\nu_j^* - x_i\beta) - \Phi(\nu_{j-1}^* - x_i\beta))$$

où n représente la taille de l'échantillon.

Les valeurs seuils ν_j^* , $\forall j = 1, \dots, 7$ sont estimées en utilisant la technique de maximum de vraisemblance et sont indépendantes du choix de toute représentation cardinale de préférences.

Références

- [1] Anderson, S., A. de Palma and J.-F. Thisse (1992), Analysis of Differentiated Markets with Discrete Choice Models, MIT Press, 423 p.
- [2] Arrow K. (1965), The theory of risk aversion, in Aspects of the theory of risk bearing, Yrjo J. Saatio, Helsinki.
- [3] Arrow, K.J., (1982). Risk perception in psychology and economics. In economic Enquiry, vol 20, pp.1-9.
- [4] Barsky R.B., Kimball M.S., Juster F.T. et Shapiro M.D. (1997), Preference Parameters and Behavioral Heterogeneity :An experimental approach in the health and retirement survey, Quarterly Journal of Economics, vol.112, n.2, pp. 537-580.
- [5] Ben-Akiva M., Lerman S.R. (1985), Discrete Choice Analysis : Theory and Application to Travel Demand, MIT Press.
- [6] Ben-Akiva, M., Bolduc D. (1996), Multinomial probit with a logit kernel and a general parametric specification of the covariance structure. Working paper, Departement of Civil and Environmental engineering, Massachusetts Institute of Technology, Cambridge, MA and département d'économie, Université de Laval, Sainte-Foy, Qc, Canada.
- [7] Ben-Akiva, McFadden, Train, Walker, Bhat, Bierlaire, Bolduc (2001), Hybrid Choice Models : Progress and Challenges, Marketing Letters vol.13, n. 3, pp. 163-175.
- [8] Ben-Akiva M., McFadden D., Garling T., Gopinath D., Walker J., Bolduc D. (1999), Extended Framework for Modeling Choice Behavior, Marketing Letters, vol. 10, no. 3.
- [9] Ben-Akiva, M., McFadden D., de Palma A. (2003), Hybrid Choice Models : Progress and challenges. Marketing Letters, in Press.
- [10] Brachinberg H. W., Brown M., Gysler M., Schubert R. (1999), Financial decision-making : Are women really more risk-averse ?, The American Economic Review, vol. 89, pp. 381-385.
- [11] Broihanne, M.-H., Merli M., Roger P. (2004), Finance Comportementale, Economica.
- [12] Brooks P., Zank H. (2004), Attitudes on Gain and Loss Lotteries : A Simple Experiment, School of Economic Studies, The University of Manchester, United Kingdom.
- [13] Butler LS., Moffitt R. (1982), A computationally efficient quadrature procedure for the one factor multinomial probit model. Econometrica vol. 50, pp.761-764
- [14] Chamberlain G. (1984), Panel Data, in Z.Griliches and M.Intriligator eds, Handbook of Econometrics, vol.2, pp.1247-1318.
- [15] Chattopadhyay R., Duflo E.(2004), Women as Policy makers : evidence from a randomised policy experiment in India, Econometrica, vol. 72, n.5, pp.1409-1443.

- [16] de Palma, A. et N. Picard, (2002), Measuring Risk tolerance on the web, Manuscript. University of Cergy-Pontoise, THEMA, France.
- [17] de Palma A. et Picard N. (2003), Route choice decision under uncertainty, Université de Cergy Pontoise, THEMA.
- [18] de Palma, A. and J.-L. Prigent (2003), Optimal Portfolio Towards an operational decision support system, Working paper, THEMA, University of Cergy-Pontoise.
- [19] de Palma, A. and J.-L. Prigent (2003), Optimal Portfolio Positioning, Working paper, THEMA, University of Cergy-Pontoise.
- [20] de Palma A., Picard N.(2005), Route choice decision under travel time uncertainty, *Transportation Research Part A*, vol. 39, n.4, pp.295-324.
- [21] de Palma A., Picard N. (2006), Equilibria and Information Provision in Risky Networks with Risk Averse Drivers, *Transportation Science*, vol. 40, n.4, pp. 393-408.
- [22] de Palma, A., Picard, N., Zieglmeyer, A. (2007), Individual and Couple Decision Behavior under Risk : The Power of Ultimate Control, Working paper, n. 2007-03.
- [23] de Palma, A., Ben-Akiva, M., Brownstone, D., Holt, C., Magnac, T., McFadden, D., Moffatt, P., Picard, N., Train, K., Wakker, P., Walker, J. (2008), Risk, uncertainty and discrete choice models, *Marketing Letters*, vol. 19, pp. 269-285.
- [24] de Palma, A., Prigent, J.-L. (2008), Utilitarianism and fairness in portfolio positioning, *Journal of Banking and Finance*, vol.32, pp. 1648-1660.
- [25] Donkers B., Melenberg B. et van Soest A. (2000), Estimating risk attitudes using lotteries; a large sample approach. Tilburg University, Department of Econometrics and CentER, The Netherlands.
- [26] Eeckhoudt L., Gollier C., Schlesinger H., (2005), *Economic and Financial Decisions Under Risk*, Princeton University Press.
- [27] Frechette GR.(2001), Random effects ordered Probit, *Stata Tech Bull* vol. 159, pp. 23-27.
- [28] Goeree, J., C. A. Holt, Palfrey T. (2003), Risk Averse Behavior in Generalized Matching Pennies Games, *Games and Economic Behavior*, vol. 45, pp. 97-113.
- [29] Gollier, C (2001), *The Economics of Risk and Time*, The MIT Press, Cambridge, MA.
- [30] Grandin, P. (2005), *La finance comportementale*, Banque et Marchés, vol. 76, pp. 81-86.
- [31] Green, William H. (2002), *Econometric Analysis*, 6nd ed, Englewood Cliffs, NJ : Prentice Hall.
- [32] Hartog J., Ferrer-i-Carbonell A. et Jonker N. (2000), On a simple survey measure of individual risk aversion, *CESifo Working Paper Series*, n.363.

- [33] Hedeker D., Gibbons R. (1994), A random-effects ordinal regression model for multilevel analysis. *Biometrics*, vol. 50, pp. 933-944.
- [34] Holt C. A., Laury S. K. (2003), Risk Aversion and Incentive Effects, *American Economic Review*, vol. 92, pp. 1644-1655.
- [35] Holt C.A.(2006), *Markets, Games, and Strategic Behavior*, Boston : Addison-Wesley.
- [36] Jörg P. (2003), Hommes, femmes, et placements financiers : étude du comportement d'investissement des personnes titulaires de diplômes universitaires en Suisse. Université de Berne, enquête.
- [37] Kahneman D., Tversky A. (1979), Prospect theory : An analysis of decision under risk, *Econometrica*, vol.47, n.2, pp.263-291.
- [38] Luce D. R. (2000), *Utility of Gains and Losses : Measurement-Theoretical and Experimental Approaches*, Lawrence Erlbaum Publishers, London.
- [39] Manski C. (1977), The structure of random utility models. *Theory and Decisions*, vol. 8, pp. 229-254.
- [40] McFadden D.(2001), Economic Choices, *American Economics Review*, vol.91, n. 3, pp.351-378.
- [41] Pfiffelmann M. (2008), Why expected utility theory cannot explain LLDA ?," *The ICFAI Journal of Behavioral Finance*.
- [42] Pfiffelmann M., Roger P. (2005), Les comptes d'épargne associés à des loteries : Approche comportementale et études de cas, *Banque et Marchés*, vol. 78, pp. 16-23.
- [43] Prelec D. (1998), The Probability Weighting Function, *Econometrica*, vol. 66, n.3, pp. 497-527.
- [44] Roth A. (1988), Laboratory Experimentation in Economics : A Methodological Overview, *The Economic Journal*, vol. 98, pp. 974-1031.
- [45] Small, K. (1987), A discrete choice model of ordered alternatives, *Econometrica* vol. 55, pp. 409-424.
- [46] Train K., McFadden D. (2000), Mixed MNL models for discrete response', *Journal of Applied Econometrics*, vol.15, pp.447-470.
- [47] Tversky A., Slovic P., Kahneman D. (1990), The Causes of Preference Reversal, *American Economic Review*, vol. 80, pp. 204-217.
- [48] Tversky, A., Kahneman, D. (1992), Advances in prospect theory : cumulative representation of uncertainty, *Journal of Risk and Uncertainty*, vol. 5, pp. 297-323.
- [49] Tversky A., Wakker, P. P. (1995), Risk attitudes and decision Weights, *Econometrica*, vol. 63, pp. 1255-1280.
- [50] Von Neumann J., Morgenstern O. (1947), *Theory of Games and Economic Behaviour*, Princeton University Press, Princeton.
- [51] Walker, Ben-Akiva (2002), Generalized Random Utility Model', *Mathematical Social Sciences*, vol. 43, n.3, pp. 303-343.