



N° d'ordre NNT : 2019LYSE2042

THESE de DOCTORAT DE L'UNIVERSITÉ DE LYON
en cotutelle avec
QUEENSLAND UNIVERSITY OF TECHNOLOGY
(AUSTRALIA)

Opérée au sein de

L'UNIVERSITÉ LUMIÈRE LYON 2

École Doctorale : ED 486 Sciences Économique et de Gestion

Discipline : Sciences économiques

Soutenue publiquement le 1^{er} juillet 2019, par :

Thomas GARCIA

**A behavioral approach of decision making
under risk and uncertainty.**

Devant le jury composé de :

Brice CORGNET, Professeur, EM Lyon Business School, Président

Jean-Christophe VERGNAUD, Directeur de recherches, Sorbonne Université, Rapporteur

Aurélien BAILLON, Professeur, Erasmus School of Economics, Rapporteur

Dulleck UWE, Professeur, QUT, Examineur

Marie-Claire VILLEVAL, Directrice de Recherche, C.N.R.S., Directeur de thèse

Sébastien MASSONI, Docteur, QUT, Co-Directeur de thèse

Contrat de diffusion

Ce document est diffusé sous le contrat *Creative Commons* « [Paternité – pas d'utilisation commerciale – pas de modification](#) » : vous êtes libre de le reproduire, de le distribuer et de le communiquer au public à condition d'en mentionner le nom de l'auteur et de ne pas le modifier, le transformer, l'adapter ni l'utiliser à des fins commerciales.

Résumé détaillé en français de la thèse:
A behavioral approach of decision making under risk and
uncertainty

Thomas Garcia*

Il n'est pas certain que tout soit
incertain

Blaise Pascal, *Pensée*

L'incertitude est un élément incontournable de l'existence humaine. Nous ne savons pas de quoi notre avenir est fait, mais nous devons cependant nous y confronter. Chaque fois que nous choisissons un chemin pour aller travailler, que nous décidons d'aller à un deuxième rendez-vous ou que nous mettons de l'argent de côté pour les mauvais jours, nous avons affaire à des conséquences incertaines. Prenons pour exemple la situation suivante : un médecin doit choisir un traitement pour un patient. Il établit un diagnostic de l'état du patient. Le diagnostic ne peut pas déterminer avec certitude la maladie du patient. Il n'est donc pas certain de l'état de santé du patient. Cependant, il connaît l'état du patient après le traitement en fonction de son état de santé réel. Par exemple, si le patient souffre d'une maladie et que le médecin décide de ne pas le traiter, le patient ne pourra pas se rétablir et la maladie pourrait s'aggraver. Dans la situation décrite, la décision du médecin est motivée par son attitude face au risque ou à l'incertitude : comment il pondérera les différents états de santé post-traitement en fonction de leurs probabilités respectives. Cette attitude à l'égard du risque ou de l'incertitude peut être guidée par certaines normes professionnelles ou par des opinions personnelles. Mon objectif est d'étudier comment les individus se comportent dans ce cadre décisionnel risqué ou incertain.

Une caractéristique clé des décisions ayant des conséquences aléatoires est de caractériser ce que l'on sait de l'inconnu. Le décideur peut connaître la loi régissant le

*Univ Lyon, Université Lumière Lyon 2, GATE L-SE UMR 5824, F-69130 Ecully, France; QuBE - School of Economics and Finance, QUT, Brisbane, Australia; garcia@gate.cnrs.fr.

caractère aléatoire. En d'autres termes, il peut connaître la distribution probabiliste des résultats possibles. Dans ce cas, nous définissons le caractère aléatoire comme un "risque". Il est aussi possible que même la distribution des probabilités soit inconnue du décideur, c'est-à-dire qu'il n'y a pas de probabilités objectives pour guider la prise de décision. Dans ce cas, nous définissons le caractère aléatoire comme "incertain" (Knight, 1921).

Tous les chapitres de cette thèse sont consacrés à l'étude du comportement humain sous risque et incertitude. Ils sont tous basés sur l'analyse de comportements individuels. Ce comportement a été observé soit lors d'expériences en laboratoire, soit sur le terrain.

Le laboratoire est un outil important pour étudier la prise de décision car il permet un contrôle strict des environnements décisionnels. En effet, l'expérimentateur a un contrôle total sur l'information reçue par les sujets, et peut manipuler cette information pour étudier les changements de comportement. Les expériences de terrain diminuent le contrôle sur l'environnement expérimental mais augmentent la validité externe des résultats car les décisions ne sont pas prises dans un environnement artificiel. Les expériences en laboratoire et sur le terrain sont donc deux outils importants et complémentaires pour étudier le comportement humain.

En ce qui concerne les décisions à risque, les expériences en laboratoire fournissent aux chercheurs une information parfaite sur les conséquences et les probabilités associées qui sont prises en compte par un individu au moment de sa décision. De plus, les chercheurs peuvent choisir librement les conséquences et les probabilités qui sont les plus pertinents pour étudier une problématique. En comparaison, il est plus difficile de connaître les conséquences et les probabilités dans les décisions de la vie réelle et encore plus difficile de les manipuler. Les expériences en laboratoire sont donc bien adaptées à l'évaluation des théories sur la façon dont les individus prennent des décisions risquées. En particulier, ils permettent aux chercheurs d'estimer les paramètres de décision déterminant les prédictions théoriques. Je présente dans la partie "décision sous risque" les principales théories de décision en environnement risqué et les procédures expérimentales pour mesurer leurs paramètres respectifs.

Bien que la plupart des tâches expérimentales utilisées en risque soient basées sur des loteries où toutes les conséquences possibles ainsi que leurs probabilités associées sont connus, les types de tâches utilisées pour générer de l'incertitude sont nombreux. En effet, fournir des informations sur une situation aléatoire sans donner d'informations sur les probabilités donne beaucoup plus de latitude à l'expérimentateur. Une possibilité est de

fournir aux sujets un intervalle de probabilités. Ce type d’incertitude est appelé “ambiguïté”. Une autre possibilité est d’induire de l’incertitude en utilisant des informations perceptuelles. Je présente dans la partie “décision sous incertitude”, d’abord les principales conclusions sur les différences comportementales entre le risque et l’ambiguïté, puis différentes tâches perceptuelles utilisées pour étudier les décisions sous incertitude et les cadres théoriques sous-jacents utilisés pour analyser ces décisions. Enfin, la dernière partie donne les objectifs et les grandes lignes de cette thèse.

Décision sous risque

Deux cadres théoriques dominants sont largement utilisés pour modéliser les décisions à risque : la théorie de l’utilité espérée et la “Cumulative Prospect Theory”.

La théorie de l’utilité espérée (ci-après EUT) suppose que la valeur d’une loterie risquée est donnée par la somme de l’utilité de chacune de ses conséquences, pondérée par leur probabilité correspondante. L’évaluation des conséquences selon l’utilité des gains au lieu des gains eux-mêmes suit le travail de [von Neumann and Morgenstern \(1945\)](#). Formellement, considérez la loterie P , de telle sorte que :

$$P = (x_1, p_1; \dots; x_n, p_n) \tag{1}$$

avec (x_1, \dots, x_n) l’ensemble des conséquences possibles et (p_1, \dots, p_n) leurs probabilités associées. L’utilité espérée est donnée par :

$$V_{EUT}(P) = \sum_{i=1}^n p_i \times U(x_i) \tag{2}$$

avec U défini comme une fonction d’utilité de von Neumann-Morgenstern. On suppose généralement que ces fonctions sont concaves.

Une autre théorie est celle de la “cumulative prospect theory” ([Tversky and Kahneman, 1992](#), ci-après CPT). La CPT diffère de l’EUT sur trois points. Premièrement, l’utilité des conséquences possibles n’est pas pondérée par leurs probabilités correspondantes, mais par une fonction de ces probabilités. Elle permet la surpondération des petites probabilités et la sous-pondération des grandes probabilités. Deuxièmement, la fonction de pondération des probabilités n’est pas appliquée aux probabilités d’événements isolés, mais à leur fonction de répartition. Elle permet de ne surpondérer que les conséquences à la fois extrêmes

et improbables, plutôt que toutes les conséquences improbables. Enfin, la fonction de pondération probabiliste est différente pour les gains et les pertes (définis selon un point de référence endogène). Elle permet une pondération différente d'un gain ou d'une perte équivalente.

Formellement, considérons la loterie $P = (x_{-m}, p_{-m}; \dots; x_n, p_n)$ telle que les conséquences possibles soient classés par ordre croissant (c.-à-d. $x_{-m} \leq x_{-m+1} \leq \dots \leq x_n$) et $U(x_0) = 0$. L'utilité espérée sous CPT de cette loterie peut être écrite :

$$V_{CPT}(P) = \sum_{i=1}^n \pi_i^+ \times U(x_i) + \sum_{i=-m}^0 \pi_i^- \times U(x_i) \quad (3)$$

où :

$$\begin{cases} \pi_n^+ = w^+(p_n); \pi_{-m}^- = w^-(p_{-m}) \\ \pi_i^+ = w^+(p_i + \dots + p_n) - w^+(p_{i+1} + \dots + p_n), 0 \leq i \leq n-1 \\ \pi_i^- = w^-(p_{-m} + \dots + p_i) - w^-(p_{-m} + \dots + p_{i-1}), 1-m \leq i \leq 0 \end{cases} \quad (4)$$

où w^+ et w^- sont des fonctions strictement croissantes de l'intervalle unité dans lui-même.

Bien que ces théories fournissent un cadre conceptuel pour l'étude de la prise de décision en domaine risqué, il faut définir une forme fonctionnelle pour la fonction d'utilité (et la fonction de pondération probabiliste pour la CPT) afin de représenter le comportement. La famille de fonctions d'utilité la plus utilisée en économie expérimentale est celle des fonctions CRRA (constant relative risk aversion, e.g. [Wakker, 2008](#)). Un exemple simple est le choix d'un portefeuille qui peut contenir un actif risqué et un actif sûr. S'il connaît une augmentation de son patrimoine, une personne ayant des préférences de type CRRA choisira de maintenir inchangée la part détenue dans l'actif risqué. Formellement, la fonction d'utilité CRRA pour une loterie ne contenant que des gains peut être écrite comme suit :

$$\forall x \in \mathbb{R}^+, U(x) = \begin{cases} \frac{x^{(1-\gamma)}}{1-\gamma} & \text{if } \gamma \neq 1 \\ \ln(x) & \text{if } \gamma = 1 \end{cases} \quad (5)$$

avec x le gain et γ le coefficient d'aversion au risque. Les individus sont caractérisés comme "averses au risque" lorsque le paramètre d'aversion au risque est positif (fonction d'utilité concave). Ils sont caractérisés comme "amateurs du risque" si leur paramètre d'aversion au risque est négatif (fonction d'utilité convexe). Sinon, ils sont considéré comme "neutres au risque".

Pour la fonction de pondération probabiliste, la fonction la plus utilisée a été introduite

par Prelec (1998). Elle est donnée par :

$$\pi(p) = \exp[-(-\ln p)^\alpha] \quad (6)$$

avec p la probabilité et α le paramètre de sensibilité à la probabilité.

L'un des objectifs de l'économie expérimentale est de mettre au point des procédures permettant d'estimer les paramètres fixés par un cadre théorique. De nombreuses procédures ont été développées. Elles varient en fonction de la complexité des choix possibles. Je décris ci-après quelques-unes des procédures les plus influentes.

Une des premières procédures a été introduite par Binswanger (1980). Les sujets doivent choisir entre sept loteries. Les six premières loteries ont une espérance et une variance croissante, i.e. une valeur espérée plus élevée mais plus de risque. La dernière loterie a la même espérance mais une variance supérieure à l'avant dernière, i.e. la même valeur prévue et plus de risque. Une procédure similaire a été développée par Eckel and Grossman (2008). Les deux procédures diffèrent concernant la relation entre le gain espéré et la variance (convexe pour Binswanger, 1980, et linéaire pour Eckel and Grossman, 2008). Gneezy and Potters (1997) ont aussi conçu une procédure similaire basée sur des choix augmentant en espérance et en variance, mais pour un ensemble de décision beaucoup plus étendu et sans l'utilisation de loteries. Dans ces procédures, les sujets doivent choisir comment investir dans un actif risqué en payant k fois le montant investi avec probabilité p (et le perdre autrement). Le montant qui n'est pas investi est conservé par le sujet. p et k sont choisis de sorte que $p \times k > 1$. Investir est donc en espérance plus lucratif que de ne pas investir. Une autre approche consiste à utiliser des listes de prix. Cette approche a été introduite par Holt and Laury (2002). Cette procédure est devenue courante dans les études d'économie expérimentale (Charness et al., 2013). Les sujets doivent faire 10 choix binaires entre deux loteries A et B. Les loteries A et B ont deux gains possibles. Les gains sont classés de telle sorte que l'un des gains de la loterie A est inférieur aux deux gains de la loterie B tandis que l'autre gain de la loterie A est supérieur aux deux gains de la loterie B. Les gains des loteries A et B sont constants, mais la probabilité associée à chaque gain change. Les individus choisissent, a priori, la loterie A pour les premières décisions puis ils choisissent loterie B à un moment donné. Tanaka et al. (2010) a également développé une méthode basée sur des listes de prix comprenant trois listes différentes. Contrairement à Holt and Laury (2002), les probabilités associées aux résultats des loteries binaires A et

B sont fixes mais les conséquences possibles des loteries changent à l'intérieur de chaque liste. Le fait d'avoir trois listes de prix permet d'estimer trois paramètres au lieu d'un seul.

D'autres procédures reposent sur des tâches plus visuelles imitant des situations réelles. Dans la procédure introduite par [Lejuez et al. \(2002\)](#), les sujets doivent gonfler un ballon qui peut exploser chaque fois qu'il est gonflé. La probabilité d'explosion augmente avec chaque fois que le ballon est gonflé. Les sujets gagnent de l'argent chaque fois qu'ils gonflent le ballon, mais perdent tous leurs gains si le ballon explose. La tâche de [Crosetto and Filippin \(2013\)](#) suit un principe similaire. Les sujets doivent collecter successivement des boîtes, dont l'une contient une bombe. Les gains augmentent linéairement avec le nombre de boîtes accumulées, mais sont nuls si la bombe est également collectée.

Enfin, certaines procédures non-incitées (basées sur les déclarations des sujets) ont aussi émergées. Ces méthodes sont utiles car elles peuvent être incluses dans une enquête, mais elles ne permettent pas d'estimer des paramètres. La plus influente est celle de [Dohmen et al. \(2005\)](#) qui consiste en une échelle de Likert sur la tolérance aux risques. Il a été constaté que cette mesure était corrélée à des mesures incitées obtenues en laboratoire ([Dohmen et al., 2011](#)).

A l'exception de la procédure de [Tanaka et al. \(2010\)](#), toutes ces procédures ont en commun que les décisions sont conçues de telle sorte que le coefficient d'aversion au risque de la EUT puisse être estimé une fois qu'une forme paramétrique de la fonction d'utilité est supposée (ou plus précisément une valeur minimale et maximale de ce paramètre). Une autre approche pour estimer le paramètre de la EUT consiste à estimer le coefficient d'aversion au risque au moyen d'enchères ([Cox et al., 1982](#)). D'un point de vue théorique, l'estimation de l'aversion au risque dans le cadre de la EUT est assez simple car il suffit d'estimer un seul paramètre. Par contre, l'estimation des paramètres de la CPT est plus complexe puisqu'elle repose sur trois paramètres (courbure de la fonction d'utilité, sensibilité à la probabilité et aversion aux pertes). La procédure de [Tanaka et al. \(2010\)](#) est conçu de manière à pouvoir estimer ces trois coefficients.

Pour conclure sur les mesures des préférences de risque, il convient de noter que, si la plupart des estimations sont paramétriques, certaines procédures diffèrent car elles permettent des estimations non paramétriques. Par exemple, la méthode du "trade-off" introduite par [Wakker and Deneffe \(1996\)](#) recherche l'indifférence entre des paris avec deux conséquences possibles. Cette méthode a été utilisée par [Wakker and Deneffe \(1996\)](#) pour

obtenir des préférences face au risque dans le cadre de l'EUT. Abdellaoui (2000) ajoute une deuxième étape après la méthode du “trade-off” pour obtenir aussi une séquence de probabilités également espacées en termes de pondération des probabilités et ainsi estimer des préférences face au risque dans le cadre de la CPT.

Les économistes disposent ainsi d'un grand nombre de procédures pour estimer l'aversion au risque. Dans un monde idéal, l'outil (ici la procédure) utilisé pour mesurer un phénomène (ici l'aversion au risque) ne devrait pas affecter la mesure observée. Toutefois, des études comparant les mesures obtenues avec les différentes procédures concluent systématiquement que l'aversion au risque mesurée dépend de la méthode d'estimation (voir He et al., 2018 pour une revue des principaux résultats). Cela souligne l'importance du choix de la procédure de risque.

Un aspect fondamental des expériences de laboratoire est leur généralisabilité, c'est-à-dire que les connaissances acquises en laboratoire peuvent être extrapolées au monde extérieur (Levitt and List, 2007). Les déterminants estimés des décisions risquées en laboratoire devraient donc également guider, au moins dans une certaine mesure, les décisions à l'extérieur du laboratoire. En suivant ce constat, plusieurs des procédures décrites précédemment se sont appuyées sur leur capacité à expliquer le comportement sur le terrain pour justifier leur bien-fondé (par exemple, Lejuez et al., 2002; Dohmen et al., 2005 et Tanaka et al., 2010). Cependant, aucune étude n'a encore mené une analyse systématique de la validité externe des procédures d'estimation de l'attitude face au risque. Le chapitre 5¹ a pour objectif d'analyser la validité externe de cinq des procédures d'estimation de l'attitude face au risque les plus influentes. C'est procédure sont: Gneezy and Potters (1997), Holt and Laury (2002), Dohmen et al. (2005), Eckel and Grossman (2008) et Tanaka et al. (2010). Leur validité externe est évaluée en fonction de deux ensembles de comportements : les décisions risquées en laboratoire et les décisions risquée dans la vie de tous les jours.

De plus, le chapitre 2 utilise la mesure d'estimation de l'attitude face au risque de Eckel and Grossman (2008) pour estimer la courbure de la fonction d'utilité des sujets. Il nous permet de définir des stratégies de décision optimales dans le cadre de la EUT.

¹Le chapitre 5 est le premier à être mentionné dans ce résumé. J'ai choisi de classer les différents sous-chapitres par ordre chronologique afin de rendre compte de l'évolution de mes recherches.

Décision sous incertitude

Dans de nombreuses décisions ayant des conséquences aléatoires, la personne prenant la décision ne dispose que d'informations vagues sur les probabilités associées aux différentes conséquences. Pour toutes ces situations, le fait de présenter la décision comme une décision à risque ne rend pas compte de la complexité de la situation. La situation doit donc être représentée comme une décision sous l'incertitude où les sujets ne connaissent pas les probabilités des possibles conséquences. D'un point de vue expérimental, la mise en œuvre de décisions incertaines est associée à un défi plus important que pour les décisions à risque. En effet, le chercheur doit fournir de l'information probabiliste suffisamment complexe pour être vague mais pas trop complexe pour permettre de garder le contrôle sur l'information considérée par le décideur. Deux solutions sont mises en œuvre dans cette thèse. Le type d'incertitude le plus simple utilisé est appelé "ambiguïté". L'ambiguïté consiste à fournir aux sujets un intervalle de probabilité contenant la probabilité effective. Une façon plus complexe d'induire l'incertitude repose sur l'utilisation d'informations perceptuelles. L'objectif est de donner des informations perceptuelles qui fournissent des renseignements sur les probabilités de chaque conséquence. Cependant, ces informations doivent être suffisamment bruitées pour ne pas révéler totalement les probabilités. Je fais une revue des principaux résultats empiriques sur la différence entre risque et ambiguïté dans la partie "décision sous ambiguïté". Je décris les méthodes expérimentales et le cadre théorique associé qui sont utilisés dans cette thèse pour étudier la prise de décision sous incertitude perceptuelle dans la partie "décision sous incertitude perceptuelle".

Décision sous ambiguïté

Un point de départ naturel concernant la différence entre les décisions sous risque et sous ambiguïté est le travail d'Ellsberg qui développe le "paradoxe d'Ellsberg" (Ellsberg, 1961). Dans sa version plus simple, le décideur fait face à deux urnes de 100 billes dans chaque urne. La première urne A contient 50 boules rouges et 50 boules noires. La deuxième urne B contient des boules rouges et noires mais le nombre de boules de chaque couleur est inconnu. Les décideurs prennent deux décisions consécutives. Pour la première décision, le décideur gagne de l'argent si une boule rouge est tirée. Pour la deuxième décision, le décideur gagne de l'argent si une boule noire est tirée. Becker and Brownson (1964) trouvent que la plupart des individus préfèrent miser sur l'urne A pour les deux décisions. C'est

un paradoxe, car ils agissent comme si : (i) il est plus probable de tirer une boule dans l'urne A que dans l'urne B, (ii) il est également plus probable de tirer une boule noire dans l'urne A que dans l'urne B. Ces personnes sont appelées "averse à l'ambiguïté" puisqu'elles préfèrent choisir une alternative où la distribution de probabilité des conséquences est connue plutôt que de choisir une alternative où les probabilités sont inconnues. [Oechssler and Roomets \(2015\)](#) passe en revue 39 articles expérimentaux mettant en œuvre le problème de l'urne d'Ellsberg publiés entre 1964 et 2015 (dont celui de [Becker and Brownson, 1964](#)). Le pourcentage de sujets averse à l'ambiguïté est en moyenne de 56,6%, mais il y a beaucoup d'hétérogénéité entre les études (pourcentage variant de 8% à 93%). Cela semble confirmer que la plupart des individus sont averse à l'ambiguïté.

Cependant, l'étude de la différence entre le risque et l'ambiguïté basée sur des choix entre les urnes d'Ellsberg ne donne pas une vue d'ensemble de la question. En effet, dans de telles décisions, les options risquées et ambiguës sont considérées conjointement. Par opposition, [Fox and Tversky \(1995\)](#) étudie les attitudes à ambiguës dans les situations où le décideur n'évalue les décisions risquées et ambiguës que de manière isolée. Ils constatent que l'aversion à l'ambiguïté disparaît dans ce contexte. Ils concluent que l'aversion à l'ambiguïté observée avec les urnes d'Ellsberg est principalement due au contraste entre les deux urnes. [Binmore et al. \(2012\)](#) trouve un résultat comparable en utilisant la méthode de "matching probability" ([Kahn and Sarin, 1988](#)). Cette méthode consiste à obtenir la probabilité de gain de l'urne risquée de telle sorte que le décideur soit indifférent entre parier sur l'urne risquée ou l'urne ambiguë. Ils ne trouvent pas de preuve d'aversion à l'ambiguïté, mais ils constatent seulement que les décisions sont influencées par un certain niveau de bruit qui est modestement biaisé dans le sens de l'aversion à l'ambiguïté.

Des préférences hétérogènes ou des attitudes à ambiguïté non uniforme peuvent également expliquer l'hétérogénéité des résultats sur l'aversion à l'ambiguïté. [Stahl \(2014\)](#) trouve une grande hétérogénéité dans les attitudes à l'ambiguïté. Bien que le sujet représentatif de son étude soit averse à l'ambiguïté, seulement 12% des sujets sont en fait classés comme tels. [Baillon and Bleichrodt \(2015\)](#) étudie l'aversion à l'ambiguïté pour les gains et les pertes qui sont très probables ou peu probables. Ils mettent en évidence un modèle d'attitude ambiguë à quatre facettes: l'aversion à l'ambiguïté pour des gains très probables et des pertes peu probables et la recherche de l'ambiguïté pour des gains peu probables et des pertes très probables.

Une question connexe est la relation entre le niveau d'ambiguïté (différence entre les

probabilités les plus élevées et les plus faibles dans l'intervalle de probabilité) et l'aversion à l'ambiguïté. [Becker and Brownson \(1964\)](#) évalue cette question en mettant en œuvre 10 choix entre deux urnes avec différents niveaux d'ambiguïté et en incitant les sujets à parier sur leur urne préférée pour chacun des choix (les "primes d'ambiguïté"). Ils constatent que les primes d'ambiguïté diminuent avec le niveau d'ambiguïté. Ce résultat a été reproduit, par exemple, par [MacCrimmon and Wehrung \(1990\)](#); [Curley and Yates \(1989\)](#) et [Kahn and Sarin \(1988\)](#).

Les découvertes sur l'attitude face à l'ambiguïté sont donc globalement en faveur de l'aversion à l'ambiguïté même si la robustesse de l'aversion à l'ambiguïté à travers les contextes est faible (voir [Trautmann and Van De Kuilen, 2015](#) pour un examen plus détaillé des travaux expérimentaux sur l'attitude à l'ambiguë). Dans tous les contextes décrits précédemment, les personnes évaluent le risque et l'ambiguïté avec des conséquences uniquement pour elles-mêmes. Il n'y a donc pas de place pour une évaluation stratégique de l'ambiguïté. Si les individus peuvent utiliser le risque et l'ambiguïté de manière stratégique, par exemple pour justifier leurs comportements injustes, la différence de comportement en risque et en ambiguïté peut être renforcée. Le chapitre 4 étudie comment l'attitude à l'ambiguïté et l'attitude au risque diffèrent dans un contexte où le risque et l'ambiguïté peuvent servir d'excuse pour ne pas donner (comportement d'auto-justification). L'expérience n'implique pas la prise en compte conjointe des loteries sous risque et ambiguïté pour avoir une évaluation conservatrice de l'aversion à l'ambiguïté. En outre, différents niveaux d'ambiguïté sont mis en œuvre pour vérifier si le niveau d'ambiguïté a une incidence sur les comportements d'auto-justification. Elle contribue ainsi à mieux comprendre la différence entre la prise de décision sous risque et sous ambiguïté.

Décision sous l'incertitude perceptuelle

Il est intéressant de fournir aux personnes certaines probabilités (connues pour leur risque ou vagues pour leur ambiguïté), car cela donne au chercheur beaucoup de contrôle sur l'information disponible au moment de la décision. Cependant, ce contrôle se fait au prix de situations assez artificielles qui peuvent empêcher l'observation de certains déterminants des décisions naturelles. L'étude des décisions dans des tâches qui fournissent des informations de manière plus naturelle est donc également importante pour avoir une approche globale des décisions dans un environnement aléatoire.

Certaines études utilisent des sources naturelles d'incertitude pour générer l'aléatoire

(e.g. Heath and Tversky, 1991; de Lara Resende and Wu, 2010; Abdellaoui et al., 2011 et Chew et al., 2012). Ces sources naturelles sont souvent basées soit sur des événements climatiques, comme les températures, soit par l'évolution des marchés boursiers. Ils obtiennent que les individus sont moins réticents à l'incertitude lorsqu'ils se sentent familiers avec la source d'incertitude. Ce résultat met en évidence l'importance de la source d'incertitude.

Dans cette thèse, j'utilise des tâches perceptuelles pour induire l'incertitude et étudier différents aspects de la décision sous incertitude. Par opposition aux loteries, par exemple, les tâches perceptuelles reposent sur la limitation des capacités cognitives plutôt que sur le caractère aléatoire artificiel de la situation. Dans les situations mises en œuvre, le décideur doit identifier si un signal est présent ou absent. Le décideur observe si le signal est présent sur la base de certaines informations perceptuelles. Cependant, l'information n'est disponible que pour une courte période de temps, ce qui rend la présence du signal incertaine pour l'observateur (tout en étant certaine pour l'expérimentateur, d'où l'incertitude impliquée par les limitations cognitives). Il y a quatre cas possibles : deux types de succès et deux types d'erreurs. Le décideur signale que le signal est présent soit correctement ("détection correct") ou incorrectement ("fausse alarme"), il signale que le signal est absent correctement ("rejet correct") ou incorrectement ("omission"). Sa décision est donc un compromis entre ne pas manquer trop de signaux et ne pas interpréter trop de signaux absents comme présents.

Bien que les décisions fondées sur des informations perceptuelles soient moins artificielles que les décisions fondées sur les loteries, il est plus difficile pour le chercheur de connaître l'information considérée. Le recours à des modèles théoriques est donc nécessaire pour fournir un cadre analytique. L'un de ces cadres est la Théorie de la Détection du Signal (Green and Swets, 1966, SDT ci-après).² Elle permet aux chercheurs de distinguer ce qui provient de la difficulté de la tâche — difficulté de distinguer entre la présence et l'absence du signal — et ce qui provient de la stratégie de décision — niveau de preuve minimal en faveur de la présence du signal nécessaire pour répondre signal. Dans sa forme la plus simple, la quantité de preuves reçues lorsque le signal est présent ou lorsque le signal est absent est supposée suivre des Gaussiennes dont les moyennes diffèrent, mais pas la variance. Le SDT indique que la décision est entièrement déterminée par l'application

²Un autre cadre théorique repose sur les "Drift Diffusion Models" (Ratcliff, 1978, ci-après DDM). Il suppose que les preuves sont accumulées à la suite d'un processus de marche aléatoire ou plus généralement d'un mouvement brownien (Kramers, 1940), lorsque le niveau de preuve dépasse un certain seuil, cela déclenche la décision. Le temps de réaction est donc un aspect central des DDM. Ce cadre théorique sort du cadre d'intérêt de cette thèse.

d'un critère de décision simple à la quantité de preuve, c'est-à-dire que si la quantité de preuves dépasse un seuil, l'observateur reporte que le signal est présent, sinon il reporte que le signal est absent.

Le SDT a un impact énorme sur de nombreuses branches de la psychologie comme l'interprétation des processus sensoriels, la recherche sur la mémoire ou le traitement des informations verbales (McNicol, 2005). Toutefois, peu d'études ont utilisé la SDT dans la littérature économique (par exemple Barkan et al., 1998 et Barkan, 2002 pour des applications aux problèmes de sécurité). Je pense que la SDT peut fournir un cadre approprié pour étudier de nombreuses situations d'intérêt général pour les économistes. En effet, les situations économiques, y compris les erreurs de type I et de type II (ou succès), sont nombreuses : par exemple, les décisions de négociation sur un marché volatil, les délibérations du jury sur la culpabilité d'un prévenu et les décisions médicales (voir exemple en introduction). Les chapitres 2 et 3 utilisent la SDT appliquée aux situations économiques pour mettre en évidence l'existence d'un "arbitrage entre l'optimalité et l'exactitude". La tension entre l'optimalité et l'exactitude est induite par la récompense asymétrique du succès lorsque le signal est présent et lorsque le signal est absent (les deux types d'erreurs étant récompensés également). Les sujets font donc face à un compromis entre essayer de maximiser leurs gains et essayer de donner le plus grand nombre de bonnes réponses. Elle nous permet d'évaluer si les individus tirent une utilité non monétaire du fait d'avoir raison. Cela nous permet également de nous interroger sur l'impact de l'ordre des informations sur de telles décisions.

Objectif et grandes lignes de cette thèse

Les deux premiers essais utilisent les tâches perceptuelles comme outil et la SDT comme modèle pour mettre en évidence l'existence d'un arbitrage entre l'optimalité et l'exactitude dans les décisions prises en incertitude et discuter de son origine. Bien qu'ils partagent une méthodologie et un sujet d'intérêt communs, ils diffèrent quant à leur public cible. Le premier chapitre se situe à la frontière entre l'économie et la psychologie car il vise à introduire de nouvelles méthodes de la psychologie computationnelle en économie pour répondre à des questions économiques. Il s'adresse donc aux économistes. Le deuxième chapitre franchit cette frontière. Il prolonge les études antérieures en psychologie computationnelle et s'adresse donc aux psychologues. Ce chapitre diffère donc par le style de rédaction

qui correspond aux normes de la littérature en psychologie. Les deux derniers chapitres se distinguent des deux premiers par le fait qu'ils s'appuient sur des tâches économiques plus standard que des tâches perceptives. Le troisième chapitre étudie la différence entre risque et ambiguïté en ciblant un aspect particulier de la décision : le comportement d'auto-justification. Enfin, le dernier chapitre combine des données de terrain et de laboratoire pour étudier si les méthodes d'évaluation de l'attitude face au risque sont capables d'expliquer le comportement risqué à l'intérieur et à l'extérieur du laboratoire.

Pour plus de détails, le chapitre 2 présente l'essai *Aiming to choose correctly or to choose wisely? The optimality-accuracy trade-off in decisions under uncertainty*, co-écrit avec Sébastien Massoni. Dans cet essai, nous étudions des situations où les individus doivent décider si un événement s'est produit en utilisant des preuves incertaines. Le fait de correctement déterminer que cet événement s'est produit est plus rémunéré que le fait de correctement déterminer qu'il ne s'est pas produit. Nous pouvons identifier deux stratégies décisionnelles. Premièrement, maximiser la récompense espérée de la décision que nous appelons la "stratégie optimale". Deuxièmement, maximiser la probabilité de correctement classifier la situation : la stratégie de "maximisation de l'exactitude". Viser l'optimalité réduira l'exactitude, tandis que viser l'exactitude diminuera le bénéfice espéré. Le décideur est donc confronté à un arbitrage entre optimalité et exactitude. Notre étude est composée de deux expériences en laboratoire ayant deux objectifs complémentaires. La première expérience permet d'évaluer si l'existence de l'arbitrage optimalité-exactitude est validée empiriquement et de tester sa robustesse dans différents contextes. La deuxième expérience permet d'évaluer dans quelle mesure l'arbitrage entre l'optimalité et l'exactitude peut s'expliquer par l'utilité dérivée du fait d'avoir raison. Pour bien analyser cet arbitrage, il faut mettre en œuvre les tâches expérimentales suffisamment complexes pour ne pas perdre l'essence même de la situation étudiée tout en étant en mesure d'identifier la décision des sujets et de la comparer aux prévisions théoriques. En réponse, nous avons fondé notre approche sur une tâche perceptuelle et un modèle théorique utilisé en sciences cognitives : La théorie de la détection du signal. Etablir de liens entre les questions économiques et des modèles extérieurs à la littérature économique afin de répondre à des questions pertinentes pour les économistes est la principale contribution de ce chapitre. Les résultats de la première expérience confirment l'existence de l'arbitrage avec un rôle majeur de l'exactitude. Les résultats de la deuxième expérience expliquent l'arbitrage par le souci des individus d'avoir raison. Le chapitre 3 présente l'essai *Manipulating payoff processing*

order in perceptual decision-making co-écrit avec Ismaël Rafai et Sébastien Massoni. Le chapitre 3 s'appuie sur les conclusions du chapitre 2 pour étudier une nouvelle explication potentielle de l'arbitrage optimalité-exactitude basée sur un biais de récence. Une façon d'interpréter le biais d'optimalité-exactitude consiste à conclure que les individus se fient trop aux preuves perceptuelles — qui leur donnent de l'information sur la bonne réponse — et pas assez sur la matrice des gains — qui leur donnent de l'information sur les gains. Cependant, dans toutes les études antérieures fondées sur la théorie de la détection du signal, les matrices de gains sont toujours affichées avant les preuves perceptuelles. Nous émettons l'hypothèse que l'ordre dans lequel l'information est fournie peut avoir de l'importance et que le fait de recevoir une information en dernier peut en accentuer l'importance dans le processus décisionnel. Nous manipulons donc l'ordre des informations entre les gains et la preuve perceptuelle dans une tâche de discrimination visuelle pour vérifier l'existence d'un effet d'ordre. Les résultats montrent un effet d'ordre entre les gains et les stimuli : les individus déplacent leur critère de décision vers l'optimalité lorsque l'information sur les gains est donnée en dernier et nous observons une tendance suggérant une meilleure discrimination lorsque les stimuli sont affichés en dernier. Même si ces effets ne sont pas assez importants pour atteindre l'optimalité, ils informent sur l'intégration des gains et des stimuli dans le processus décisionnel perceptuel.

Les chapitres 2 et 3 utilisent la prise de décision médicale comme illustration. En effet, le cadre de détection du signal est particulièrement pratique pour penser à la décision d'un médecin dans l'incertitude. Bien que la relation patient-médecin soit une relation à deux agents, ces chapitres simplifient la situation en résumant tous les coûts et avantages de la décision pour le patient et le médecin dans une fonction d'objectif unique que le médecin maximise. Pour aller plus loin, il est intéressant de distinguer les fonctions d'objectif du médecin et du patient pour étudier comment un médecin pondère les deux fonctions dans sa décision. Cette situation est plus complexe car elle est influencée à la fois par l'attitude à l'incertitude, les préférences vie-à-vie d'autrui (si les deux fonctions d'objectif ne sont pas parfaitement alignées) et, peut-être, une interaction des deux. Cette interaction potentielle peut provenir du fait qu'un environnement incertain peut fournir aux individus une excuse pour se comporter de façon plus égoïste. Même si le chapitre 4 n'est pas directement motivé par la prise de décision médicale (pour laquelle le médecin pourrait penser qu'il doit agir en faveur du patient), il étudie comment l'incertitude et le comportement vie-à-vie d'autrui interagissent. Dans ce chapitre intitulé *Ambiguity and*

excuse-driven behavior in charitable giving et co-écrit avec Sébastien Massoni et Marie Claire Villeval, nous étudions comment l’ambiguïté interagit avec le comportement de don en utilisant le risque comme référence. Nous nous appuyons sur l’étude de Exley (2015) qui conclut que les individus utilisent le risque comme excuse pour ne pas donner aux associations caritatives. Nous étendons cette étude à l’ambiguïté pour deux raisons. La première ambiguïté est une représentation plus précise du monde réel. Deuxièmement, l’ambiguïté est associée à un processus décisionnel plus complexe et plus subjectif que le risque. Nous voulons donc tester si la différence peut être utilisée d’une manière égoïste. Dans une expérience de laboratoire, nous varions le type de hasard (risque, ambiguïté partielle ou totale) et l’agent dont les gains sont incertains (le donneur ou l’association caritative). Nous montrons que les individus utilisent l’ambiguïté stratégiquement comme une marge de manœuvre morale pour se comporter moins généreusement sans se sentir coupables. Un tel comportement d’auto-justification est plus prononcé lorsque les gains du donateur sont incertains. Cependant, l’intensité des comportements d’auto-justification sont comparable dans l’ambiguïté et dans le risque. Les individus exploitent donc n’importe quel type d’aléa comme une excuse pour ne pas donner, quelle que soit la nature de cet aléa.

Enfin, le chapitre 5, nommé *Do measures of risk attitude in the laboratory predict behavior under risk in and outside of the laboratory?* et co-écrit avec Gary Charness, Theo Offerman et Marie Claire Villeval étudie les mesures de préférence face au risque. Ces mesures sont d’une importance cruciale dans la littérature économique car elles permettent aux chercheurs de mesurer l’attitude face au risque. Plusieurs mesures ont vu le jour sur la base de différents protocoles. Nous évaluons la validité externe de certaines de ces mesures en fonction de leur capacité à établir une corrélation avec les comportements à risque en laboratoire ou sur le terrain. Nous constatons que les mesures de préférence pour le risque sont liées aux comportements dans d’autres tâches de laboratoire. De plus, les méthodes les plus complexes sont moins efficaces pour expliquer les comportements dans ces autres tâches. Cependant, nous constatons que les mesures de la préférence pour le risque ne sont pas liées à la prise de risque sur le terrain. Nous concluons donc que même si la validité externe des mesures des préférences face au risque est avérée dans le laboratoire, cette validité est compromise en dehors du laboratoire. Conformément à la conclusion de Friedman et al. (2014), il semble que les mécanismes mis au point pour mesurer la préférence pour le risque ne reflètent pas exactement les comportements risqués sur le terrain. Cela suggère que d’autres recherches sont nécessaires pour trouver une meilleure

adéquation entre les mécanismes de mesure et les décisions risquées.

References

- Abdellaoui, M. (2000). Parameter-free elicitation of utility and probability weighting functions. *Management science*, 46(11):1497–1512.
- Abdellaoui, M., Baillon, A., Placido, L., and Wakker, P. P. (2011). The rich domain of uncertainty: Source functions and their experimental implementation. *American Economic Review*, 101(2):695–723.
- Baillon, A. and Bleichrodt, H. (2015). Testing ambiguity models through the measurement of probabilities for gains and losses. *American Economic Journal: Microeconomics*, 7(2):77–100.
- Barkan, R. (2002). Using a signal detection safety model to simulate managerial expectations and supervisory feedback. *Organizational Behavior and Human Decision Processes*, 89(2):1005–1031.
- Barkan, R., Zohar, D., and Erev, I. (1998). Accidents and decision making under uncertainty: A comparison of four models. *Organizational behavior and human decision processes*, 74(2):118–144.
- Becker, S. W. and Brownson, F. O. (1964). What price ambiguity? or the role of ambiguity in decision-making. *Journal of Political Economy*, 72(1):62–73.
- Binmore, K., Stewart, L., and Voorhoeve, A. (2012). How much ambiguity aversion? *Journal of Risk and Uncertainty*, 45(3):215–238.
- Binswanger, H. P. (1980). Attitudes toward risk: Experimental measurement in rural india. *American journal of agricultural economics*, 62(3):395–407.
- Charness, G., Gneezy, U., and Imas, A. (2013). Experimental methods: Eliciting risk preferences. *Journal of Economic Behavior & Organization*, 87:43–51.
- Chew, S. H., Ebstein, R. P., and Zhong, S. (2012). Ambiguity aversion and familiarity bias: Evidence from behavioral and gene association studies. *Journal of Risk and Uncertainty*, 44(1):1–18.

- Cox, J. C., Roberson, B., and Smith, V. L. (1982). Theory and behavior of single object auctions. *Research in experimental economics*, 2(1):1–43.
- Crosetto, P. and Filippin, A. (2013). The “bomb” risk elicitation task. *Journal of Risk and Uncertainty*, 47(1):31–65.
- Curley, S. P. and Yates, J. F. (1989). An empirical evaluation of descriptive models of ambiguity reactions in choice situations. *Journal of Mathematical psychology*, 33(4):397–427.
- de Lara Resende, J. G. and Wu, G. (2010). Competence effects for choices involving gains and losses. *Journal of Risk and Uncertainty*, 40(2):109–132.
- Dohmen, T., Falk, A., Huffman, D., Sunde, U., Schupp, J., and Wagner, G. G. (2011). Individual risk attitudes: Measurement, determinants, and behavioral consequences. *Journal of the European Economic Association*, 9(3):522–550.
- Dohmen, T. J., Falk, A., Huffman, D., Sunde, U., Schupp, J., and Wagner, G. G. (2005). Individual risk attitudes: New evidence from a large, representative, experimentally-validated survey.
- Eckel, C. C. and Grossman, P. J. (2008). Forecasting risk attitudes: An experimental study using actual and forecast gamble choices. *Journal of Economic Behavior & Organization*, 68(1):1–17.
- Ellsberg, D. (1961). Risk, ambiguity, and the Savage axioms. *Quarterly journal of economics*, 75(4):643–669.
- Exley, C. L. (2015). Excusing selfishness in charitable giving: The role of risk. *Review of Economic Studies*, 83(2):587–628.
- Fox, C. R. and Tversky, A. (1995). Ambiguity aversion and comparative ignorance. *Quarterly Journal of Economics*, 110(3):585–603.
- Friedman, D., Isaac, R. M., James, D., and Sunder, S. (2014). *Risky curves: On the empirical failure of expected utility*. Routledge.
- Gneezy, U. and Potters, J. (1997). An experiment on risk taking and evaluation periods. *The Quarterly Journal of Economics*, 112(2):631–645.

- Green, D. and Swets, J. (1966). *Signal detection theory and psychophysics*. Los Altos, CA: Peninsula.
- He, P., Veronesi, M., and Engel, S. (2018). Consistency of risk preference measures: An artefactual field experiment from rural china. *The Journal of Development Studies*, 54(11):1955–1973.
- Heath, C. and Tversky, A. (1991). Preference and belief: Ambiguity and competence in choice under uncertainty. *Journal of risk and uncertainty*, 4(1):5–28.
- Holt, C. A. and Laury, S. K. (2002). Risk aversion and incentive effects. *The American Economic Review*, 92(5):1644.
- Kahn, B. E. and Sarin, R. K. (1988). Modeling ambiguity in decisions under uncertainty. *Journal of Consumer Research*, 15(2):265–272.
- Knight, F. H. (1921). Risk, uncertainty and profit.
- Kramers, H. A. (1940). Brownian motion in a field of force and the diffusion model of chemical reactions. *Physica*, 7(4):284–304.
- Lejuez, C. W., Read, J. P., Kahler, C. W., Richards, J. B., Ramsey, S. E., Stuart, G. L., Strong, D. R., and Brown, R. A. (2002). Evaluation of a behavioral measure of risk taking: the balloon analogue risk task (bart). *Journal of Experimental Psychology: Applied*, 8(2):75.
- Levitt, S. D. and List, J. A. (2007). What do laboratory experiments measuring social preferences reveal about the real world? *Journal of Economic Perspectives*, 21(2):153–174.
- MacCrimmon, K. R. and Wehrung, D. A. (1990). Characteristics of risk taking executives. *Management science*, 36(4):422–435.
- McNicol, D. (2005). *A primer of signal detection theory*. Psychology Press.
- Oechssler, J. and Roomets, A. (2015). A test of mechanical ambiguity. *Journal of Economic Behavior & Organization*, 119:153–162.
- Prelec, D. (1998). The probability weighting function. *Econometrica*, 66(3):497–527.
- Ratcliff, R. (1978). A theory of memory retrieval. *Psychological Review*, 85(2):59.

- Stahl, D. O. (2014). Heterogeneity of ambiguity preferences. *Review of Economics and Statistics*, 96(4):609–617.
- Tanaka, T., Camerer, C. F., and Nguyen, Q. (2010). Risk and time preferences: Linking experimental and household survey data from vietnam. *The American Economic Review*, 100(1):557.
- Trautmann, S. T. and Van De Kuilen, G. (2015). Ambiguity attitudes. *The Wiley Blackwell handbook of judgment and decision making*, 1:89–116.
- Tversky, A. and Kahneman, D. (1992). Advances in prospect theory: Cumulative representation of uncertainty. *Journal of Risk and uncertainty*, 5(4):297–323.
- von Neumann, J. and Morgenstern, O. (1945). *Theory of Games and Economic Behavior*.
- Wakker, P. and Deneffe, D. (1996). Eliciting von neumann-morgenstern utilities when probabilities are distorted or unknown. *Management science*, 42(8):1131–1150.
- Wakker, P. P. (2008). Explaining the characteristics of the power (CRRA) utility family. *Health economics*, 17(12):1329–1344.