

Preliminary Working Draft
Please do not quote or cite without author's permission

Est-ce que nos préférences pour la gestion des ressources de sante dépendent de qui nous sommes ? Une analyse du rôle des caractéristiques individuelles dans la théorie des perspectives

Nicolas KRUCIEN

Health Economics Research Unit, University of Aberdeen, Institute of Applied Health Sciences, Foresterhill, Aberdeen, AB25 2QN. United Kingdom
nicolas.krucien@abdn.ac.uk

Nathalie PELLETIER-FLEURY

Centre de Recherche en Epidémiologie et Santé des Populations - Equipe Economie de la Santé, Univ. Paris-Sud, UVSQ, INSERM, Université Paris-Saclay, Villejuif, France
nathalie.pelletier-fleury@inserm.fr

Amiram GAFNI

Centre for Health Economics and Policy Analysis, Department of Clinical Epidemiology and Biostatistics, McMaster University, Hamilton, Canada
gafni@mcmaster.ca

SECTION I: INTRODUCTION

En raison du vieillissement des populations et de l'augmentation du prix des innovations médicales, les systèmes de santé sont confrontés à une contrainte de financement toujours plus forte, qui impose aux décideurs publics d'améliorer l'utilisation des ressources de santé

Chaque année de nouveaux traitements¹ sont développés, permettant d'améliorer les résultats de santé mais généralement pour un coût supérieur à celui associé aux traitements déjà disponibles. Le décideur public doit alors définir si le gain marginal d'efficacité (i.e., amélioration de la santé de la population) est suffisant pour justifier le surcout lié à l'adoption du nouveau traitement. En pratique la contrainte budgétaire des systèmes de santé est saturée, indiquant que toutes les ressources initialement attribuées au système de santé sont déjà consommées. Par conséquent la décision d'adopter un nouveau traitement plus efficace mais à un coût plus élevé place le décideur public face à un problème de réallocation des ressources. Par exemple le décideur peut sacrifier tout ou partie des ressources initialement affectées à un traitement « A^{CURRENT} », qui sera alors remplacé par une version antérieure « A^{OLD} », pour couvrir le surcout lié à la mise en œuvre d'un nouveau traitement « B^{NEW} » en remplacement de « B^{CURRENT} ».

Il n'est pas facile de réallouer les ressources au sein du système de santé car le décideur doit également prendre en compte l'incertitude autour des conséquences du transfert de ressources d'un groupe de bénéficiaires (« A ») vers un autre (« B »). Ainsi remplacer un traitement existant par une version plus ancienne peut libérer moins de ressources (R) qu'espérées ($\Delta R^* - \Delta R > 0$) et/ou entraîner une diminution des résultats de santé (S) plus importante que prévue pour la population ($\Delta S^* - \Delta S < 0$). De la même façon, la mise en œuvre d'un nouveau traitement en remplacement de celui déjà existant peut générer un surcout plus important que prévu ($\Delta R^* - \Delta R < 0$) et/ou conduire à une amélioration de la santé de la population moindre qu'escomptée ($\Delta S^* - \Delta S > 0$). Un processus de décision rationnelle nécessite de connaître (i) la probabilité de réalisation et (ii) l'importance de chaque type de conséquences. Dans ces conditions il deviendrait alors possible de déterminer la meilleure décision possible en termes d'efficacité allocative. Cette approche a été conceptualisée par Gafni et al qui ont développé un cadre analytique, connu sous le nom de *decision making plane* (DMP) (Graphique 1), permettant au décideur public de passer d'une logique de gestion des ressources de santé fondée sur le critère d'efficacité technique (*technical efficiency*)² à une gestion visant à maximiser l'efficacité allocative des ressources de santé en prenant explicitement en compte le coût d'opportunité des décisions de santé (Gafni, Walter, and Birch 2013; Sendi, Gafni, and Birch 2002).

¹ Dans cette étude, la notion de "traitement" fait référence à l'ensemble des procédures médicales/technologies de santé qui peuvent être mis en œuvre pour améliorer la santé des populations.

² Ce qui donne naissance aux analyses coût-efficacité (*cost-effectiveness analysis*).

Cependant l'application du DMP est limitée car il est impossible de prédire avec exactitude quelles seront les conséquences de la décision de réallocation des ressources de santé. En pratique ce manque d'informations peut être partiellement compensé par l'expérience des décideurs publics qui peuvent considérer certaines conséquences comme étant plus ou moins probables que d'autres, et aussi par des analyses de sensibilité. De telles mesures substitutives ne semblent pas disponibles pour déterminer l'importance (poids relatif) des conséquences de la réallocation des ressources.

Dans cette étude nous mesurons l'importance des conséquences de la réallocation des ressources du point de vue de la population. Ces valeurs pourront ensuite être utilisées par le décideur public afin d'améliorer la gestion des ressources de santé du point de vue de la population. Bien que cette étude soit unique en son genre car partant du postulat que la contrainte budgétaire des systèmes de santé est saturée, d'autres études ont par le passé déjà exploré les préférences du public pour l'allocation des ressources entre des groupes de bénéficiaires ou des catégories d'innovations médicales (Dans le cadre de notre étude, nous notons que la distinction entre allocation et réallocation des ressources est fondamentale).

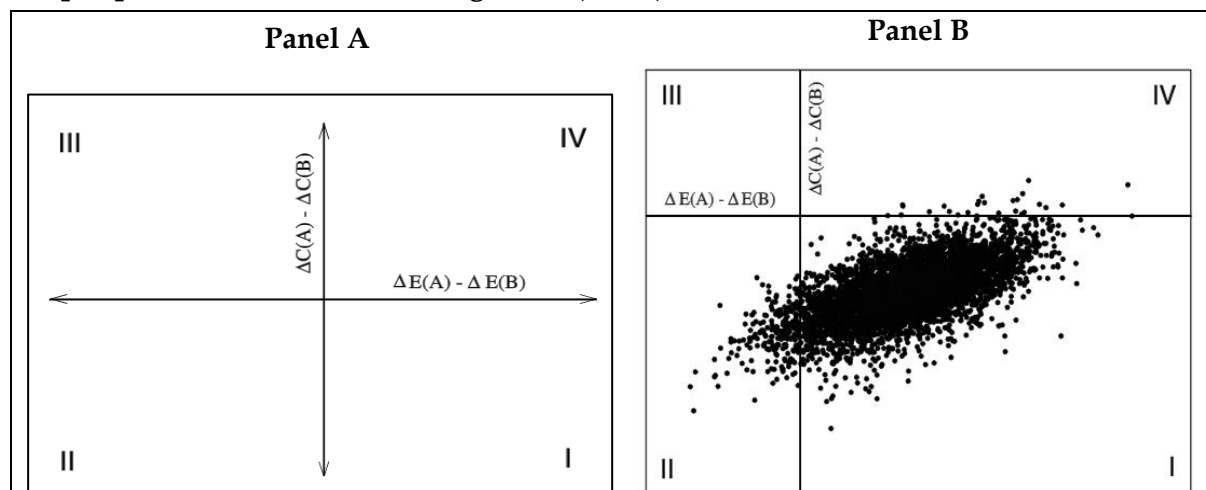
Dans la continuité des analyses cout-efficacité, les études antérieures sur les préférences pour la gestion des ressources de santé procèdent "comme si" des ressources de santé étaient encore disponibles et en attente d'être affectées à un traitement/groupe de patients spécifique (Erdem and Thompson 2014; Green and Gerard 2009; Lim et al. 2012; Scuffham et al. 2014; Schwappach and Strassmann 2006; Schwappach 2003; C. Skedgel, Wailoo, and Akehurst 2015; C. D. Skedgel, Wailoo, and Akehurst 2015; Diederich, Swait, and Wirsik 2012). Le problème est alors de déterminer le meilleur usage possible pour ces ressources libres. De façon plus générale, ces études accordent également peu d'attention à la variabilité des préférences entre les individus, et plus particulièrement au rôle des caractéristiques personnelles (Age, genre, etc.) dans les arbitrages cout-efficacité. L'objectif de notre étude est de déterminer l'effet des caractéristiques individuelles sur les préférences du public pour la réallocation des ressources de santé. En référence au DMP, le modèle idéal de rationalité devrait attribuer à chaque quadrant le même poids (ex., une perte de 10,000 euros devrait être valorisée de la même façon qu'un gain de 10,000 euros) et au sein de chaque quadrant les changements de pondération devraient être linéaires (ex., un gain de 20,000 euros devrait être valorisé exactement deux fois plus qu'un gain de 10,000 euros). Dans ce cas particulier, il devient alors possible de déterminer si l'adoption d'un nouveau traitement, et le transfert de ressources qui lui est associé, permet d'améliorer l'utilisation des ressources allouées au système de santé (Sendi, Gafni, and Birch 2002; Gafni, Walter, and Birch 2013). Cependant des études antérieures sur le comportement de choix des individus ont montré que le modèle idéal de décision constitue l'exception plutôt que la norme, et que les comportements de choix sont fréquemment affectés par des biais/phénomènes comportementaux (Kahneman 2003; Tversky and Kahneman

1974; Kahneman and Tversky 1979; Kahneman, Knetsch, and Thaler 1991). Dans notre étude, l'analyse de l'effet des caractéristiques personnelles sur les comportements de choix en matière de réallocation des ressources de santé doit permettre de déterminer si le public peut effectivement participer à la gestion du système de santé et, si oui, sous quelles conditions.

Pour cela nous combinons différentes innovations méthodologiques, qui à notre connaissance n'ont pas été utilisées en économie de santé: (i) Réalisation d'une expérience de choix représentant les différentes conséquences possibles de la décision de réallocation des ressources (gain/perte de résultats de santé; gain/perte de dépenses médicales); (ii) modélisation des arbitrages coût-efficacité au niveau individuel; (iii) Combinaison des théories de l'utilité aléatoire (*random utility theory*) et des perspectives (*prospect theory*).

Cet article est divisé en cinq sections. Dans la section II, nous décrivons le contenu de l'expérience de choix, ainsi que la procédure employée pour analyser la qualité des données. Dans la section III, nous décrivons le cadre analytique utilisé pour mesurer les préférences du public pour les résultats de santé et dépenses médicales dans un contexte de réallocation des ressources de santé. Dans cette section nous présentons la modélisation des préférences au niveau individuel, ainsi que la combinaison des théories de l'utilité aléatoire et des perspectives. Dans la section IV, nous présentons les résultats de cette étude. Finalement la section V discute les résultats de cette étude et dégage des pistes de recherche pour de futures études.

Graphique 1. The Decision Making Plane (DMP)



Source: Sendi et al (2002) "Opportunity costs and uncertainty in the economic evaluation of health care interventions" (Health Economics, 2002).

Reading: $\Delta C(A)$ indicates the incremental costs for programme A; $\Delta C(B)$ indicates the incremental costs for programme B; $\Delta E(A)$ indicates the incremental health outcomes for programme A; $\Delta E(B)$ indicates the incremental health outcomes for programme B; The latin numbers (I, II, III, IV) are used to describe the four quadrants of the DMP: {Increase in health outcomes; Decrease in medical expenditures}; {Decrease in health outcomes; Decrease in medical expenditures}; {Decrease in health

outcomes; Increase in medical expenditures}; {Increase in health outcomes; Increase in medical expenditures}. Panel B illustrates the posterior joint distribution taken from an example used in (Sendi, Gafni, and Birch 2002) of introducing program A and cancelling program B in the decision making plane.

SECTION II: EXPERIENCE DE CHOIX

2.1 : Design expérimental

Une expérience de choix semble appropriée pour étudier les préférences pour la décision de réallocation de ressources car elle nécessite de prendre en compte différentes caractéristiques (i.e., Possibles conséquences en termes de résultats de santé et de dépenses médicales) et de comparer différentes possibles situations (i.e., Anticipations de ce que pourrait être l'état du système de santé après réallocation des ressources). Les expériences de choix sont fréquemment conduites en économie de santé afin de mesurer les préférences de différents agents (patients, professionnels de santé, décideurs publiques, public) pour de nombreux thèmes (ex., vaccination, prévention, conditions de travail) (de Bekker-Grob, Ryan, and Gerard 2012; Clark et al. 2014).

Lors d'une expérience de choix, il est demandé aux participants de choisir leur option préférée parmi un ensemble limité d'options (ex., {A; B; C}), chaque option étant décrite par plusieurs caractéristiques (ex., temps d'attente, coût de consultation, proximité géographique) pouvant prendre des valeurs différentes (ex.; 20 min; 10 euros; 5 km). En préférant une option, les participants implicitement effectuent des arbitrages entre les différents caractéristiques du produit. La répétition de ces arbitrages permet alors de quantifier le poids relatif de chaque caractéristique dans la prise de décision. Lorsque les choix effectués par les participants satisfont certaines conditions théoriques (i.e., Monotonie, stabilité, transitivité, complétude), ces poids relatifs peuvent être interprétés en tant que préférences.

Dans cette étude, les options de choix décrivent les situations pouvant résulter de la décision de réallouer des ressources de santé, et les caractéristiques de ces options correspondent aux variations de résultats de santé et de dépenses médicales (Tableau 1). Par exemple dans le graphique 2, la première option ("Scenario 1") décrit une situation finale dans laquelle la santé de la population diminuerait de 8 années de vie en bonne santé et les dépenses médicales augmenterait de 120,000 euros. En référence au DMP cette situation peut être considérée comme étant "catastrophique" (Quadrant III). Les raisons pouvant aboutir à ce type de situation sont variées (ex., surcoût du nouveau traitement plus important que prévu; économies réalisées en remplaçant un traitement existant par une ancienne version moins importantes que prévues) et ne sont pas explicitement décrites aux participants. Les résultats de santé sont décrits en termes d'années de vie en bonne santé (*Health Years Equivalent (HYE)*) afin de combiner quantité et qualité des années de vie supplémentaires.

Tableau 1. Liste des valeurs et caractéristiques utilisées pour décrire les situations

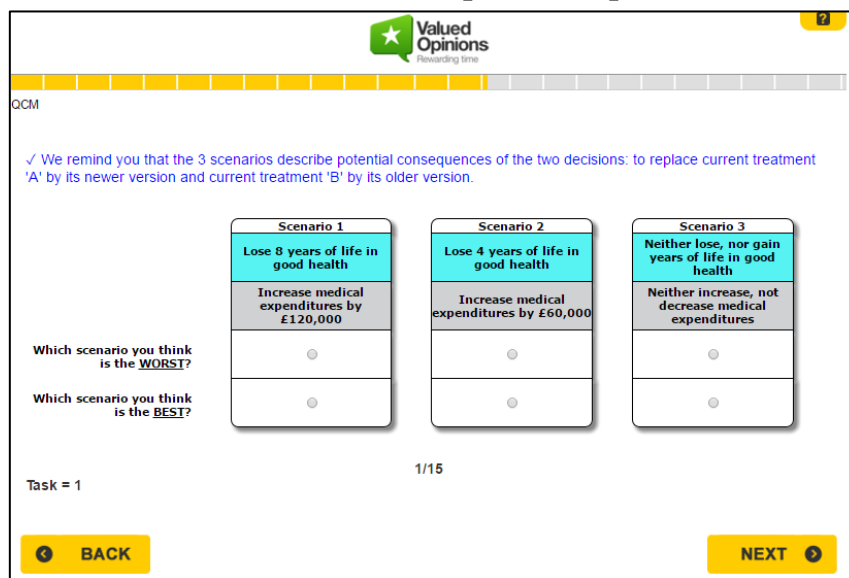
Version	Design	Tasks	Attribute	L1 (Worst)	L2	L3	L4	L5 (Best)
1	D-Efficient with null priors	10+2 *	HYE (in years)	-4	-2	0	2	4
			COST (in euros)	-60,000	-30,000	0	30,000	60,000
2	D-Efficient with null priors	10+2 *	HYE (in years)	-4	-2	0	2	4
			COST (in euros)	-120,000	-60,000	0	60,000	120,000
3	D-Efficient with null priors	10+2 *	HYE (in years)	-8	-4	0	4	8
			COST (in euros)	-120,000	-60,000	0	60,000	120,000
4	D-Efficient with informative priors***	12+3 **	HYE (in years)	-8	-4	0	4	8
			COST (in euros)	-120,000	-60,000	0	60,000	120,000

* Tasks #1-#10 = Experimental tasks; Task #11 = Stability task (Repetition of #1); Task #12 = Monotonicity task;

** Tasks #1 = Warm-up task; Tasks #2-#13 = Experimental tasks; Task #14 = Stability task (Repetition of #1);

Task #15 = Monotonicity task; *** Priors obtained from version 3

Graphique 2. Illustration du format utilisé pour les épreuves de choix



Le design de l'expérience de choix a fait l'objet d'une attention particulière lors d'une étude de faisabilité (Krucien et al, 2016) testant et comparant différentes versions du questionnaire³. La version finale a été identifiée en utilisant de nombreux critères de performance (i.e., qualité perçue [intérêt, difficulté]; priorités des choix [monotonicité, stabilité]; validité théorique; validité prédictive). Dans cette étude l'expérience de choix repose sur 15 épreuves de choix: 12 épreuves (#2-#13) ont été expérimentalement générées pour mesurer les préférences du public pour les

³ 4 versions ont été testées. Les versions différaient en termes de valeurs pour les caractéristiques (ex. version 1 utilisait un ensemble "réduit" de valeurs pour décrire les résultats de santé {- 4 années; - 2 années; 0 année; +2 années; +4 années} et dépenses médicales {-60,000 euros; -30,000 euros; 0 euros; +30,000 euros; +60,000 euros}, alors que la version 4 utilisait des ensembles "étendus" de valeurs {-8 années; -4 années; 0 année; +4 années; +8 années} et {-120,000 euros; -60,000 euros; 0 euro; +30,000 euros; +60,000 euros}). Les versions différaient également en termes de procédures expérimentales utilisées pour générer les épreuves de choix.

changements de résultats de santé et de dépenses médicales et 3 épreuves ont été manuellement définies en tant qu'épreuve d'échauffement (#1), test de stabilité des choix (#14 est une répétition de #1) and test de monotonie des choix (#15). Les épreuves manuellement définies sont exclues de la modélisation des préférences. L'ordre des épreuves expérimentales (#2-#13) a été randomisé entre les participants afin de minimiser l'influence des effets d'ordre (ex., effets d'apprentissage et de fatigue). L'ordre des options au sein des épreuves a également été randomisé. Chaque épreuve de choix décrit trois situations pouvant résulter de la décision de réallouer les ressources de santé ("scenario"). L'utilisation de plusieurs options permet de refléter la nature incertaine du processus de décision (i.e., décider de réallouer les ressources de santé peut aboutir à la situation A ou B). Une option systématiquement décrit une situation dans laquelle les conséquences en termes de résultats de santé et de dépenses médicales sont nulles pour la population (i.e., $\Delta HYE = 0$ et $\Delta COST = 0$), ce qui correspond au point d'origine du DMP. Cette "situation neutre" est importante car elle permet d'établir une situation de référence pour les participants. Les changements dans les résultats de santé et dépenses médicales peuvent alors être présentés comme des gains/pertes. Comme décrit plus tard dans la section IV, cette approche nous donne davantage de flexibilité dans l'analyse du comportement de choix des participants en permettant par exemple l'application de l'utilité des perspectives (*prospect theory*). Les 12 épreuves expérimentales proviennent d'un design *D-Efficient* (Rose and Bliemer 2009; Reed Johnson et al. 2013) utilisant une information antérieure précise au sujet des préférences⁴. L'expérience de choix a été désignée de façon à permettre l'exploration de non-linéarités dans les préférences pour les résultats de santé et dépenses médicales⁵, ainsi qu'un possible effet d'interaction entre ces deux caractéristiques.

En référence à la méthode de classement du meilleur au pire (*Best-Worst Scaling* (BWS)), dans chaque épreuve de choix, il était demandé aux participants de choisir le scénario qu'ils considéraient comme étant "le plus favorable" (Meilleur) et celui le "moins favorable" (Pire). Cette approche permet d'établir un classement complet des différentes options en termes de préférences (ex., scénario 1 > scénario 3 > scénario 2), et ainsi d'obtenir davantage d'informations pour mesurer les préférences pour les résultats et dépenses de santé. Comme décrit dans la section IV, ce supplément

⁴ L'objectif d'une procédure de design *D-Efficient* est de générer un ensemble d'épreuves de choix minimisant une mesure de précision, telle que le déterminant de la matrice de covariance, étant donné (i) la spécification du modèle utilisé pour estimer les préférences et (ii) la nature (direction/magnitude) des préférences. L'objectif de l'expérience de choix étant de mesurer ces préférences, elles ne sont pas connues initialement et par conséquent l'expérimentateur doit utiliser une information antérieure (*priors*). Lors de l'étude de faisabilité du questionnaire, le niveau d'efficacité statistique de la version finale a été amélioré en utilisant les résultats d'une version antérieure en tant que "*informative priors*".

⁵ Chaque caractéristique possède cinq valeurs. Il est alors possible d'estimer $(5-1=4)$ paramètres (une valeur servant de référence pour assurer l'identification du modèle). Il aurait été possible de réaliser une expérience de choix "simplifiée" en supposant que l'hypothèse de linéarité des préférences est vérifiée par défaut et dans ce cas seulement un paramètre peut être estimé.

d'informations combine a une expérience de choix de faible dimensionnalité⁶ autorise une modélisation des préférences au niveau individuel (Louviere et al. 2008).

2.2: Echantillonnage

Nous avons contacté un institut de sondage (*ResearchNow!*) pour recruter un échantillon de 1,000 participants représentatif de la population nationale (âgée de 18 ans ou plus) en termes de genre, âge et région de résidence. Une version numérique du questionnaire était donc administrée aux membres d'un panel internet géré par l'institut de sondage. Le recrutement des participants a été effectué en mars 2016.

2.3: Qualité des données

L'utilisation d'un panel internet pour le recrutement des participants est pratique car cela permet (i) de réduire (voire rendre impossible) les valeurs manquantes en forçant les participants à répondre aux différentes questions, (ii) d'automatiser la saisie des données, ce qui réduit le risque d'erreurs humaines, (iii) de collecter des informations supplémentaires sur la façon dont les participants ont répondu aux questions (ex., mesure du temps de réponse pour chaque question), (iv) d'améliorer la qualité du questionnaire en permettant une randomisation automatique de l'ordre des questions et en rendant le questionnaire plus interactif. Cependant l'utilisation d'un panel internet a aussi des limites. Les participants sont indirectement rémunérés pour prendre part à notre étude⁷. Cet incitatif financier combiné avec le fait que certains participants peuvent être considérés comme des "participants experts" (i.e., individus prenant part à de nombreuses études pour accumuler des crédits de participation) est susceptible d'avoir un effet négatif sur la qualité des données. Certains participants vont prendre part à l'étude pour gagner les crédits mais ne vont pas réellement prêter attention au contenu de l'étude et vont répondre aux questions de façon aléatoire ou peu précautionneuse⁸. Il devient alors important d'analyser la

⁶ Dans cette étude, nous mesurons les préférences des participants pour seulement deux caractéristiques (i.e., résultats et dépense de santé) ce qui considérablement limite la taille du modèle de choix (en termes de nombre de paramètres à estimer).

⁷ En acceptant de participer à cette étude les participants gagnent un certain nombre de crédits qui peuvent ensuite être convertis en monnaie.

⁸ L'utilisation d'un panel internet peut inclure une catégorie de participants "déçus" qui n'est généralement pas représentée avec une version papier du questionnaire. Un participant à une étude papier et sans incitatif financier peut décider de ne pas renvoyer le questionnaire s'il est déçu par son contenu (par exemple les questions s'avèrent plus difficiles qu'attendues ou le questionnaire nécessite un temps de participation plus long que prévu). Ce type de comportement semble moins probable avec des individus membres d'un panel internet car (i) ils ne peuvent déterminer la durée du questionnaire a priori (sauf si l'expérimentateur leur fournit cette information, ce qui n'est pas notre cas) et (ii) lorsque le participant est déçu par la qualité du questionnaire il possède toujours une incitation à continuer mais est alors susceptible d'adopter un comportement de réponse non-coopératif. En résumé, l'utilisation d'un panel internet permet de collecter davantage d'informations en supprimant la possibilité de fournir des valeurs manquantes, mais une partie de cette information est susceptible d'être de moindre qualité car étant le produit d'un comportement de réponse stratégique.

qualité des données avant de procéder à la modélisation des préférences pour les résultats et dépenses de santé.

Dans cette étude nous développons une nouvelle approche pour mesurer la qualité des choix effectués par les participants. Tout d'abord nous avons identifié un certain nombre de mesures qui peuvent être considérées comme des indicateurs de qualité (Etape #1). Ensuite nous avons combiné ces différentes mesures ensemble à l'aide d'une modélisation à équations structurelles (plus particulièrement une analyse factorielle confirmatoire) (Etape #2). Finalement un score de qualité a pu être calculé pour chaque participant et a permis d'identifier ceux procurant des données de moindre qualité (Etape #3) (L'analyse de la qualité des données est présentée de façon détaillée en appendice).

L'analyse des scores individuels de qualité a permis d'identifier 151 (15%) participants fournissant des données de moindre qualité (i.e., $s_n > 0.2$). Avant de décider si ces 151 participants peuvent être exclus de la modélisation des préférences, il est nécessaire d'évaluer un potentiel biais de sélection et une modification dans l'estimation des préférences pour les résultats et dépenses de santé. La comparaison des caractéristiques personnelles des participants « Inclus » vs. « Exclus » indiquent un certain nombre de différences significatives (**Tableau 2**). Les participants « exclus » ont une santé perçue plus détériorée ($P_{5\%} = 0.015$) et un niveau d'études moins élevé ($P_{5\%} = 0.001$).

Tableau 2. Analyse descriptive des caractéristiques personnelles des participants

	FULL (N=1008)	INCLUDED (N=857)	EXCLUDED (N=151)
Gender (X-squared = 3.5342, df = 1, p-value = 0.06012)			
Male	48.9%	47.6%	56.3%
Female	51.1%	52.4%	43.7%
Health (X-squared = 8.3659, df = 2, p-value = 0.01525)			
Very good	22.8%	23.7%	17.9%
Good	51.9%	52.6%	47.7%
<= Fair	25.3%	23.7%	34.4%
Education (X-squared = 10.269, df = 1, p-value = 0.001353)			
No/Secondary	20.4%	18.7%	30.5%
Univ/Other	79.6%	81.3%	69.5%
Income (X-squared = 3.6043, df = 5, p-value = 0.6077)			
Less than 1400	20.9%	20.8%	21.9%
1400-1999	17.9%	18.2%	15.9%
2000-2999	21.7%	22.1%	19.9%
3000-3999	13.8%	14.2%	11.3%
More than 6000	18.7%	18.0%	22.5%
Prefer not to say	7.0%	6.8%	8.6%
Disease (X-squared = 4.636, df = 3, p-value = 0.2005)			
0	57.7%	58.5%	53.6%
1	27.3%	27.0%	29.1%
More than 1	10.7%	10.9%	9.9%
Prefer not to say	4.3%	3.7%	7.3%
Involvement* (X-squared = 3.1262, df = 3, p-value = 0.3726)			
0;1;2;3;4	10.8%	11.1%	9.3%
5	16.5%	15.6%	21.2%
6;7	26.1%	26.1%	25.8%
8;9;10	46.6%	47.1%	43.7%
Satisfaction** (X-squared = 8.0772, df = 3, p-value = 0.04444)			
0;1;2;3;4	19.9%	19.7%	21.2%
5	23.6%	23.1%	26.5%
6;7	35.5%	37.2%	25.8%
8;9;10	20.9%	20.0%	26.5%
Age ***			
Mean	43.71	43.95	42.33
SD	14.16	14.12	14.36
Median	44	44	44

* 11-points rating scale ranging from "Non, pas du tout [0]" to "Oui, tout a fait [10]"

** 11-points rating scale ranging from "Complètement insatisfait [0]" to "Complètement satisfait [10]"

*** Fisher test: $F = 0.96682$, num $df = 856$, denom $df = 150$, p -value = 0.7644

*** Student test: $t = 1.2935$, $df = 1006$, p -value = 0.1961

SECTION III: MODELISATION DES ARBITRAGES COUT-EFFICACITE

3.1 : Maximisation de l'utilité aléatoire

Les choix discrets sont généralement analysés au sein du cadre de maximisation de l'utilité aléatoire (*random utility maximisation, RUM*) qui émet un certain nombre d'hypothèses au sujet du comportement de choix des individus ($n=1, \dots, N$). En référence à la théorie de l'utilité aléatoire (*random utility theory, RUT*) (Thurstone 1927), la valeur/utilité (U) d'un bien (j) comporte une composante déterministique (V), qui peut être observée, et une composante stochastique (ε), qui ne peut être observée. Selon la théorie de la demande de biens développée par Lancaster, l'utilité (V) qu'un individu retire de la consommation d'un bien est définie par les caractéristiques du bien ($k=1, \dots, K$) plutôt que le bien en lui-même (Lancaster 1966). Dans le prolongement de la théorie micro-économique néo-classique du comportement de consommation, les choix des individus sont supposés être le résultat d'un processus de décision rationnel aboutissant à la section du bien procurant le plus grand niveau d'utilité (i.e., $\text{Bien}_A > \text{Bien}_B \rightarrow U_A > U_B$). Du fait de la composante stochastique (ε), le comportement de choix (ou du moins sa modélisation) devient probabilistique et l'objectif du modèle de choix est alors de mesurer l'impact d'un changement marginal dans les caractéristiques du bien sur sa probabilité d'être préféré (P) (McFadden 1973; Manski 1977).

$$U_{ntj} = V_{ntj} + \varepsilon_{ntj} \quad (1)$$

$$V_{ntj} = \sum_k \beta_k X_{ntjk} \quad (2)$$

$$\varepsilon_{ntj} \sim \text{IID EV1} \quad (3)$$

$$P(y_{ntj} = 1) = \frac{\exp(V_{ntj})}{\sum_j \exp(V_{ntj})} \quad (4)$$

3.2 : Théorie des perspectives

La théorie des perspectives a été initialement développée pour analyser le comportement de choix des individus dans un contexte de loterie caractérisé par un risque non nul (i.e., le résultat de la décision ne peut être connu *a priori*) et des possibilités de gains/pertes⁹. Cette théorie permet de représenter deux types de phénomènes comportementaux susceptibles d'influencer les choix des individus: (i) aversion aux pertes (*loss aversion*), et (ii) changement de préférences à mesure que la quantité de gains/pertes augmente (*non-constant marginal utility*).

Aversion aux pertes

Comme représenté dans le graphique 7 (Panel A), l'aversion aux pertes indique que les choix des participants seraient davantage affectés par une perte de X unités du

⁹ Il est généralement demandé aux participants de choisir entre une situation "certaine" (ex., "gagner 5 euros avec une probabilité de 100%") et une situation "incertaine" (ex., "gagner 40 euros avec une probabilité de 20%" ou "perdre 10 euros avec une probabilité de 80%").

bien (ex., perdre 10 euros) plutôt qu'un gain de similaire magnitude (i.e., gagner 10 euros). Graphiquement cela se traduit par un changement dans la pente (λ) de la fonction d'utilité. En cas d'aversion aux pertes, la pente de la fonction d'utilité devient plus importante dans le domaine des pertes ($\lambda > 1$) indiquant donc que $U(X_{\text{PERTE}}) > U(X_{\text{GAIN}})$, $\forall(X)$. A l'opposé, en cas d'aversion aux pertes (*loss loving*), la pente de la fonction d'utilité devient moins raide ($\lambda < 1$) dans le domaine des pertes, traduisant alors que $U(X_{\text{PERTE}}) < U(X_{\text{GAIN}})$, $\forall(X)$. Dans le cas d'un comportement de choix parfaitement rationnel, le phénomène d'aversion aux pertes ne devrait pas se produire et par conséquent la pente de la fonction d'utilité devrait être la même pour les gains et pertes ($\lambda = 1$).

Changement de préférences

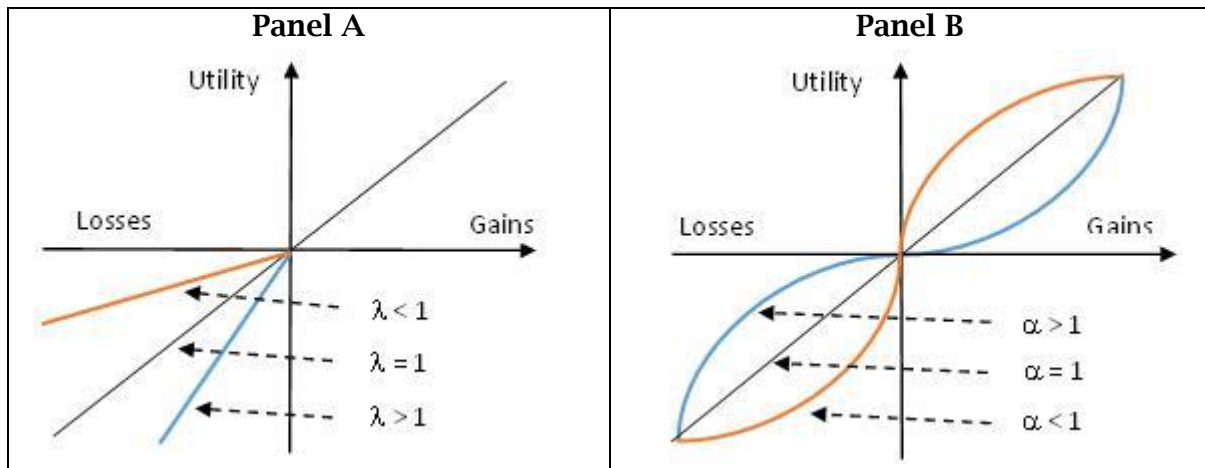
En accord avec la loi des rendements décroissants stipulant que le rendement marginal obtenu par l'utilisation d'un facteur de production diminue, l'utilité marginale qu'un individu retire d'une quantité supplémentaire de gains/pertes est supposé évoluer en fonction du niveau de pertes/gains accumulés. Graphiquement ce phénomène d'utilité marginale (ou préférences) non-constante se traduit par une fonction d'utilité non-linéaire (Graphique 7 - Panel B). Lorsque les individus retirent davantage d'utilité d'une unité supplémentaire du bien (ex., +1 année de vie en bonne santé) lorsque la qualité de biens augmente (ex., Allongement de l'espérance de vie), la fonction d'utilité présente des rendements croissants ($\alpha > 1$) (*increasing marginal return*). A l'opposé lorsque les individus retirent une moindre utilité pour chaque unité supplémentaire du bien, la fonction d'utilité présente des rendements décroissants ($\alpha < 1$) (*diminishing marginal return*). Un comportement de choix parfaitement rationnel devrait être caractérisé par des rendements constants ($\alpha = 1$) (*constant marginal return*). Dans le contexte de la théorie des perspectives, le paramètre (α) est interprété comme une mesure de l'aversion au risque. Les participants préfèrent des situations certaines ou quasi-certaines générant des gains limites à des situations moins certaines mais associées à des niveaux de gains plus élevés. Graphiquement ce comportement de choix est décrit par une utilité marginale décroissante pour les gains ($\alpha < 1$).

Mathématiquement la combinaison de ces deux phénomènes comportementaux, aversion aux pertes et utilité marginale changeante, est représentée par la fonction d'utilité suivante:

$$U(x) = \begin{cases} x^\alpha; & \text{for } x \geq 0 \text{ (i. e., Gains)} \\ -\lambda(-x)^\alpha; & \text{for } x < 0 \text{ (i. e., Pertes)} \end{cases} \quad (5)$$

Où (x) correspond à la quantité de bien fourni, qui peut être négative dans un contexte de gains/pertes par rapport à une situation de référence, (λ) est le paramètre contrôlant l'aversion aux pertes, et (α) celui décrivant comment l'utilité marginale évolue lorsque la quantité du bien change (Δx). Les deux paramètres comportementaux (λ , α) définissent donc la forme exacte de la fonction d'utilité.

Graphique 7. Présentation visuelle des prédictions de la théorie des perspectives



3.3: Maximisation de l'utilité des perspectives aléatoire

Dans notre étude, les théories de l'utilité aléatoire et de l'utilité des perspectives apparaissent pertinentes pour analyser le comportement de choix des participants. L'objectif de l'expérience de choix étant de mesurer les préférences des participants pour des gains et pertes de résultats et dépenses de santé, cela peut donner lieu à un phénomène d'aversion aux pertes. L'analyse de la qualité des données à travers la modélisation des choix a permis de montrer des préférences estimées ($\hat{\beta}$) plus larges pour les pertes (ex., $\hat{\beta}_{-8 \text{ HYE}} \approx -4.51$; $\hat{\beta}_{-120,000 \text{ euros}} \approx -2.17$) que les gains (ex., $\hat{\beta}_{+8 \text{ HYE}} \approx +2.23$; $\hat{\beta}_{+120,000 \text{ euros}} \approx +0.64$), suggérant ainsi un phénomène d'aversion aux pertes plus prononcé ($\lambda_{\text{HYE}} \approx 2$; $\lambda_{\text{COST}} \approx 3.4$). De la même façon l'utilité marginale retirée de gains/pertes n'apparaît pas constante pour les résultats et dépenses de santé. Concernant l'accroissement des dépenses, l'utilité marginale d'un passage d'une perte de -60,000 euros à une perte de -120,000 euros est de 0.14 points (= $(\hat{\beta}_{-120,000} - \hat{\beta}_{-60,000})/6$) contre 0.23 pour un passage de 0 euro à -60,000 euros, suggérant ainsi des rendements marginaux décroissants¹⁰. Concernant la réduction des dépenses, un passage de 0 euros à +60,000 euros est associé à une utilité marginale presque nulle (0.01 point) contre 0.12 points pour un passage de +60,000 à +120,000 euros, indiquant alors des rendements croissants. Ces changements d'utilité marginale apparaissent moins marqués pour les résultats de santé.

Etant donné la présence à la fois d'un phénomène d'aversion aux pertes et d'utilité marginale non constante, la théorie des perspectives fournit un cadre d'analyse approprié pour décrire les préférences des participants pour les résultats et dépenses de santé. Dans cette étude la théorie des perspectives est combinée avec le cadre

¹⁰ Les rendements peuvent être considérés comme décroissants lorsqu'on examine l'évolution des pertes en termes de dépenses de santé à partir de zéro. À l'inverse, les rendements apparaissent comme étant croissants si on considère le "bien" comme étant une réduction des pertes de dépenses médicales.

traditionnel (i.e., maximisation de l'utilité aléatoire) en spécifiant la fonction d'utilité comme suivant:

$$U_{ntj} = \gamma NS_{ntj} + \sum_k \left(\beta_k (I_{ntjk} X_{ntjk})^{\exp(\alpha_{1k})} - \beta_k \exp(\lambda_k) [(I_{ntjk} - 1) X_{ntjk}]^{\exp(\alpha_{2k})} \right) + \varepsilon_{ntj} \quad (6)$$

$\varepsilon_{ntj} \sim \text{IID EV1}$

Ou (I_{ntjk}) est une variable binaire (0/1) indiquant des gains (1) ou pertes (0) pour les résultats et gains de santé.

$$I_{ntjk} = \begin{cases} 1; & \text{if } X_{ntjk} \geq 0 \\ 0; & \text{if } X_{ntjk} < 0 \end{cases} \quad (7)$$

Les paramètres comportementaux $(\alpha_1, \alpha_2, \lambda)$ contrôlent respectivement la nature des rendements marginaux pour les gains (α_1) , pour les pertes (α_2) et l'aversion aux pertes (λ) . Avec cette spécification, la fonction d'utilité classique (Equation 2) devient un cas particulier de ce modèle. Lorsque les paramètres comportementaux prennent les valeurs suivantes $(\alpha_{1k} = \alpha_{2k} = \lambda_k = 0; \forall k)$, alors:

$$V_{ntj} = \gamma NS_{ntj} + \sum_k (\beta_k X_{ntjk}) \quad (8)$$

L'estimation des paramètres est réalisée à l'aide de la méthode du maximum de vraisemblance (*maximum likelihood*), avec la log-vraisemblance du modèle (LL) s'écrivant:

$$LL(\theta) = \sum_n \sum_t \sum_j y_{ntj} \ln(P_{ntj}) \quad (9)$$

Ou (θ) désigne l'ensemble des paramètres du modèle à estimer $(\gamma, \beta, \alpha, \lambda)$, et (y_{ntj}) est une variable binaire (0/1) indiquant si la situation (j) a été choisie par le participant (n) dans l'épreuve de choix (t):

$$y_{ntj} = \begin{cases} 1, & \text{si (n) choisit (j) en (t)} \\ 0, & \text{autrement} \end{cases} \quad (10)$$

L'estimation des paramètres comportementaux peut être source d'instabilité lorsqu'ils ne sont pas identifiés (ex., absence d'aversion aux pertes). Ce problème a été contourné en adoptant une procédure d'estimation du modèle par étapes:

- **Etape #1** "Modèle classique": $\alpha_{1k} = \alpha_{2k} = \lambda_k = 0; \forall k$
 - **Etape #2** "Modèle autorisant l'aversion aux pertes": $\alpha_{1k} = \alpha_{2k} = 0; \forall k$
 - **Etape #3** "Modèle autorisant l'aversion aux pertes et des rendements non-constants": Tous les paramètres comportementaux sont librement estimés
- Chaque modèle utilise les résultats du modèle précédent comme valeurs de départ (*starting values*) pour les paramètres.

3.4: Modélisation des préférences au niveau individuel

Dans chaque épreuve de choix il était demandé aux participants de sélectionner la “meilleure” (Plus favorable) et “pire” (Moins favorable) situation. Cette approche permet d’augmenter le volume d’informations concernant les préférences pour les résultats et dépenses de santé. La combinaison de ces deux types de choix est effectuée comme suivant¹¹:

$$P(y_{nti}^{BEST} = 1, y_{ntj}^{WORST} = 1) = P(y_{nti}^{BEST} = 1) \times P(y_{ntj}^{WORST} = 1), \forall i \neq j \quad (11)$$

Où $P(y_{nti}^{BEST})$ est définie dans Equation 4, et:

$$P(y_{ntj}^{WORST}) = \frac{\exp(-V_{ntj})}{\sum_j \exp(-V_{ntj})} \quad (12)$$

Cette étude a permis de collecter un volume d’informations au sujet des préférences des participants relativement large par rapport au nombre de paramètres d’intérêt. Dans le modèle de base mesurant seulement les préférences des participants pour la situation neutre (γ), les résultats de santé (β_{HVE}) et les dépenses de santé (β_{COST}), le ratio observations/paramètre est 8:1. Cela permet une modélisation des préférences au niveau individuel (i.e., pour chaque participant pris séparément). La modélisation des préférences au niveau individuel permet notamment de mieux représenter la variabilité interindividuelle dans les choix (*preferences heterogeneity*)¹². Dans cette étude nous estimons pour chaque participant le modèle spécifié dans l’équation 6 en suivant la procédure en 3-etapes décrite précédemment.

3.5: Effets des caractéristiques personnelles sur le comportement de choix

Le principal objectif de cette étude est d’analyser le rôle de différentes caractéristiques personnelles (i.e., âge, genre, niveau d’éducation, niveau de revenus,

¹¹ Cette spécification émet deux hypothèses concernant le comportement de choix. Tout d’abord les “pires” et “meilleurs” choix sont supposés être effectués simultanément (plutôt que séquentiellement), ce qui semble acceptable dans le cadre de cette étude étant donné le volume relativement limité d’informations utilisé pour décrire les différentes options de choix. Ensuite les “pires” et “meilleurs” choix sont définis comme étant symétriques, supposant que les déterminants de ces deux types de choix sont parfaitement similaires. Cette seconde hypothèse semble davantage critiquable, mais son exploration ne rentre pas dans le cadre de cette étude.

¹² Dans la littérature sur la modélisation des choix (discrets), la variabilité interindividuelle des préférences est généralement analysée en utilisant des modèles spécifiant les préférences pour les caractéristiques du bien comme paramètres aléatoires suivant une distribution prescrite dont les moments devront alors être estimés (ex., les préférences pour les résultats de santé peuvent être normalement distribuées avec une moyenne (μ) et variance (σ^2) à estimer). Bien que ce type de modèles s’avère très performant pour représenter la variabilité dans les choix au sein de l’échantillon, ils soulèvent un certain nombre de questions méthodologiques, telle que le choix a priori de la distribution la plus appropriée pour décrire les préférences des participants (ex., normal log-normal, triangulaire, etc.). La modélisation des préférences au niveau individuel permet de dépasser cette dernière limite.

état de santé perçu, nombre de maladies chroniques, satisfaction envers le système de santé) sur la nature des préférences pour les résultats et dépenses de santé. La modélisation des choix au niveau individuel permet d'identifier pour chaque participant dans quelle mesure le comportement de choix dévie du modèle idéal de rationalité, à travers les phénomènes d'aversion aux pertes et de rendements non-constants.

Pour étudier l'effet des caractéristiques individuelles (Z) sur le comportement de choix des participants nous avons estimé quatre modèles¹³:

- **Modèle #1:** Pour les résultats de santé (HYE), nous estimons un modèle MNL prédisant la probabilité qu'un participant d'être averse aux pertes (*loss averse*), tolérant aux pertes (*loss lover*) ou indifférent (*loss neutral*) étant donné l'ensemble (Z).
- **Modèle #2:** Similaire à modèle #1 pour les dépenses de santé (KCOST).
- **Modèle #3:** Pour les résultats de santé (HYE), nous estimons un modèle MNL prédisant la probabilité qu'un participant de présenter des rendements décroissants pour les gains et pertes ($\alpha_1 < 1, \alpha_2 < 1$), des rendements croissants ($\alpha_1 > 1, \alpha_2 > 1$), des rendements constants ($\alpha_1 = 1, \alpha_2 = 1$), de changer de comportement entre les gains et pertes (i.e., $\{\alpha_1 < 1, \alpha_2 > 1\}$ ou $\{\alpha_1 > 1, \alpha_2 < 1\}$), ou d'adopter un autre comportement de choix (i.e., $\{\alpha_1 = 1, \alpha_2 > 1\}$; $\{\alpha_1 = 1, \alpha_2 < 1\}$; $\{\alpha_1 > 1, \alpha_2 = 1\}$; $\{\alpha_1 < 1, \alpha_2 = 1\}$).
- **Modèle #4:** Similaire à modèle #3 pour les dépenses de santé (KCOST).

SECTION IV: RESULTATS EMPIRIQUES

4.1: Analyse descriptive des choix

L'analyse des données porte sur 857 participants effectuant un total de 20,568 choix. Concernant les « meilleur » choix, dans 23.9% des cas la situation #1 a été choisie, contre 26.0% pour la situation #2 et 50.1% pour la situation neutre. Cette distribution des proportions est significativement différente de ce qui aurait été obtenu par chance (i.e., si les participants avaient effectué des choix complètement aléatoires) (Test du chi-2 : $\chi^2 = 1301.1$, DF = 2, $P_{5\%} < 0.001$). Concernant les « pire » choix, les proportions de choix sont 42.4%, 30.8% et 26.7% respectivement pour les situations #1, #2 et neutre. Cette distribution est aussi différente de ce qui serait obtenue par chance (Test du chi-2 : $\chi^2 = 409.78$, DF = 2, $P_{5\%} < 0.001$), ainsi que de celle obtenue pour les « meilleur » choix (Test de McNemar : $\chi^2 = 820.59$, DF = 3, $P_{5\%} < 0.001$).

¹³ Etant donné la nature continue des variables d'intérêt (i.e., paramètres comportementaux issus de l'adaptation de la théorie des perspectives), nous avons aussi estimé des modèles linéaires avec des erreurs types robustes (*robust standard errors*).

4.2: Analyse des préférences au niveau de l'échantillon

Afin de tester la faisabilité de notre modèle de maximisation de l'utilité des perspectives aléatoires, nous procédons tout d'abord à une modélisation des choix au niveau de l'échantillon. Les résultats de cette analyse sont présentés dans le tableau 3. Le premier modèle (*step #1*) correspond au modèle classique de maximisation de l'utilité aléatoire. Les résultats indiquent qu'en moyenne les participants considèrent une augmentation des gains de résultats et de dépenses de santé comme étant désirables ($\hat{\beta}_{HYE} > 0$; $\hat{\beta}_{KCOST} > 0$). La comparaison des coefficients suggère que les changements de résultats de santé ont approximativement 3.6 fois plus d'influence sur les décisions des participants que ceux de dépenses de santé ($\hat{\beta}_{HYE}/\hat{\beta}_{KCOST} \approx 3.6$). Ce premier modèle indique également une préférence des participants pour la situation neutre. Ce dernier résultat peut être dû aux participants ne souhaitant pas que les ressources de santé soient réallouées entre différents groupes de patients (*protest behaviour*) et/ou peut être la conséquence de règles de décision simplificatrices (*simplifying heuristics*) utilisées pour diminuer le niveau de difficulté des épreuves de choix.

Le deuxième modèle (*step #2*) autorise une aversion aux pertes pour les résultats et dépenses de santé. La différence de log-vraisemblance ($LL_1 = 13,691.8$ vs. $LL_2 = 13,612.2$) indique que ce modèle fournit une meilleure explication des choix que le premier modèle (Test du rapport de log-vraisemblance : Deviance = 159.042, DF = 2, $P_{5\%} < 0.001$). Pour les résultats et dépenses de santé, le modèle indique la présence d'une tolérance aux pertes significative ($\hat{\lambda}_{HYE} < 1$; $\hat{\lambda}_{KCOST} < 1$)¹⁴. Dans le dernier modèle (*step #3*), tous les paramètres comportementaux, sauf type de rendements pour les gains de résultats de santé (α_1^{HYE}), sont significatifs et la performance statistique du modèle est considérablement améliorée ($LL_2 = 13,612.2$ vs. $LL_3 = 13,235.1$). Cette fois les paramètres d'aversion aux pertes sont larges et positifs indiquant donc la présence d'une forte aversion aux pertes (comme déjà observe dans les graphiques 5) ($\lambda^{HYE} = 2.8$; $\lambda^{KCOST} = 551.1$). Ce changement de résultats par rapport au deuxième modèle est dû à la nature non-linéaire des préférences pour les résultats et dépenses de santé. L'utilité marginale pour résultats de santé est constante pour les gains ($\alpha_1^{HYE} = 0.99$) et décroissante pour les pertes ($\alpha_2^{HYE} = 0.34$). L'utilité marginale pour les dépenses de santé est respectivement croissante ($\alpha_1^{KCOST} = 2.81$) et décroissante ($\alpha_2^{KCOST} = 0.21$) pour les gains et pertes.

¹⁴ Dans le modèle nous estimons l'exponentiel du paramètre d'aversion aux pertes afin de contraindre l'aversion aux pertes à être positive (comme requis par la formulation initiale de la théorie des perspectives). Par conséquent, pour les résultats de santé $\exp(-0.121) = 0.89$ et pour les dépenses de santé $\exp(-0.281) = 0.76$.

Tableau 3. Modélisation de la théorie de l'utilité des perspectives aléatoire au niveau de l'échantillon

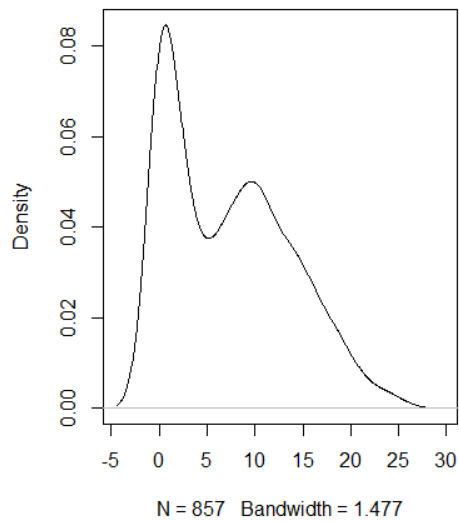
		STEP #1			STEP #2			STEP #3		
		MLE	SE	P	MLE	SE	P	MLE	SE	P
1. Model parameters										
ASC_NS	<i>Beta</i>	0.647	0.021	< 0.001	0.661	0.021	< 0.001	0.638	0.021	< 0.001
HYE	<i>Beta</i>	0.382	0.004	< 0.001	0.412	0.006	< 0.001	0.417	0.023	< 0.001
	<i>Alpha 1</i>	0.000	-	-	0.000	-	-	-0.010	0.027	0.721
	<i>Lambda</i>	0.000	-	-	-0.121	0.022	< 0.001	1.030	0.098	< 0.001
	<i>Alpha 2</i>	0.000	-	-	0.000	-	-	-1.078	0.124	< 0.001
KCOST	<i>Beta</i>	0.105	0.002	< 0.001	0.127	0.003	< 0.001	0.001	0.000	< 0.001
	<i>Alpha 1</i>	0.000	-	-	0.000	-	-	1.033	0.029	< 0.001
	<i>Lambda</i>	0.000	-	-	-0.281	0.044	< 0.001	6.312	0.145	< 0.001
	<i>Alpha 2</i>	0.000	-	-	0.000	-	-	-1.560	0.341	< 0.001
2. Model statistics										
LL		13,691.8			13,612.2			13,235.1		
N		857			857			857		
OBS		20,568			20,568			20,568		
PAR		3			5			9		
BIC		27,413.3			27,274.1			26,559.7		
BIC/n		31.99			31.83			30.99		

4.3: Analyse des préférences au niveau individuel

L'étape #1 de la modélisation a fonctionné pour 100% des participants (N=857), de même pour l'étape #2, mais a échoué à l'étape #3 pour 19 (2.2%) des participants¹⁵. La modélisation au niveau individuel permet une amélioration considérable de l'analyse des choix, avec une log-vraisemblance totale de 6,252.9 points contre 13,235.1 points pour le modèle #3 (*step #3*) estimé au niveau de l'échantillon (Graphique 8).

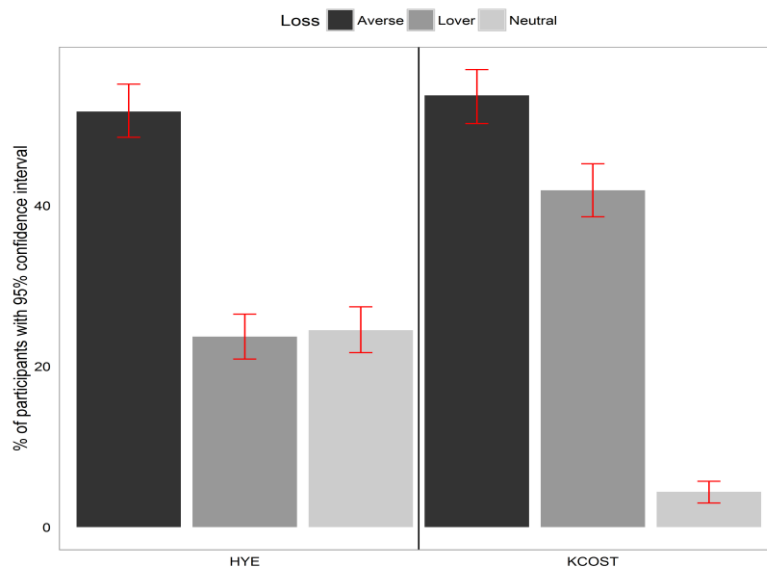
¹⁵ Une analyse détaillée des résultats pour ces 19 participants révèle un problème d'identification pour les paramètres de rendements associés aux résultats de santé (α_1, α_2), qui ont alors été remplacés par des valeurs de défaut décrivant des rendements constants.

Graphique 8. Densité des performances statistiques (log-vraisemblance) à travers les participants



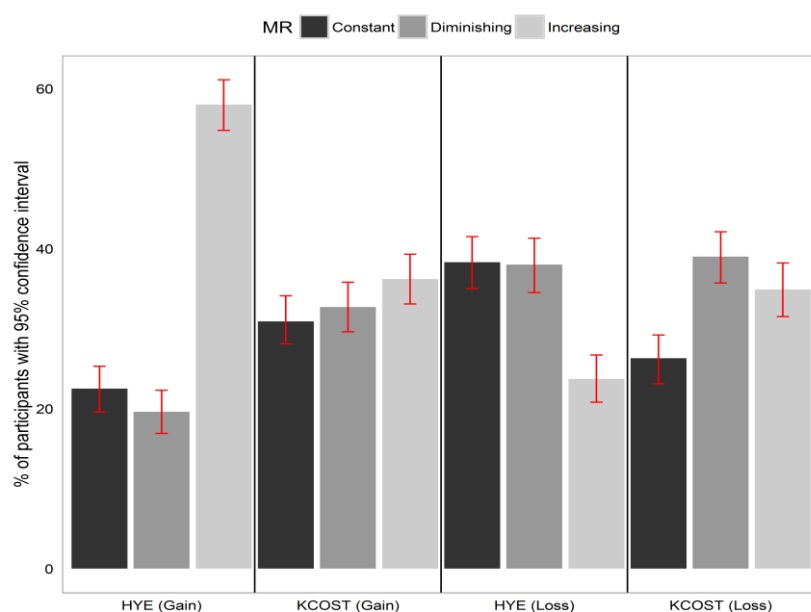
L'analyse des paramètres comportementaux (λ, α) indique que les participants sont davantage averses aux pertes (*loss averse*) pour les résultats de santé (52.1%) et dépenses de santé (54.1%) (Graphique 9). La proportion de participants tolérants aux pertes (*loss lover*) apparaît comme étant plus élevée pour les dépenses de santé que pour les résultats de santé (42.2% vs. 23.9%). Ainsi nos résultats indiquent une plus grande proportion de participants indifférents aux pertes (*loss neutral*) pour les résultats de santé (24.8% vs. 4.5%).

Graphique 9. Proportions de participants influencés par les phénomènes d'aversion ou tolérance aux pertes



Les résultats concernant les types de rendements (utilité marginale) indiquent aussi d'importants écarts avec le modèle idéal de rationalité (i.e., *loss neutral + constant marginal return*). Concernant les gains de résultat de santé, 58.5% des participants présentent des rendements croissants contre 36.5% pour la réduction du niveau de dépenses (Graphique 10). Le comportement de choix des participants semble plus homogène pour les pertes de résultats et l'accroissement des dépenses. Approximativement 24% des participants présentent des rendements croissants pour les pertes de résultats de santé contre 35.2% pour l'augmentation des dépenses de santé.

Graphique 10. Proportions de participants influencés les rendements croissants ou décroissants



Pris ensemble ces différents résultats indiquent que le comportement de choix des membres de la population générale en termes de réallocation des ressources de santé peut être largement différent du modèle théorique de rationalité. Ce résultat soulève quelques interrogations concernant la capacité du public à prendre part à la gestion des ressources de santé (ex., qui devraient bénéficier des ressources en priorité, comment les ressources peuvent être réaffectées). Il serait intéressant de répéter cette étude en recrutant les décideurs publics comme participants pour vérifier si leurs décisions, supposément plus rationnelles, seraient également caractérisées par des phénomènes d'aversion aux pertes et de rendements décroissants. Si tel était le cas, les préférences non-linéaires des membres de la population générale apparaîtraient alors comme étant valides et pourraient être utilisées pour informer/améliorer la gestion des ressources de santé. D'un point de vue méthodologique, ces importantes non-linéarités dans les préférences individuelles pour les résultats et dépenses de santé complexifient la mise en œuvre du *decision making plane* (DMP) développé par Gafni et al pour améliorer l'efficacité allocative

des systèmes de santé. En effet la pondération des différentes situations varie considérablement d'un quadrant à l'autre, mais également au sein des quadrants.

4.4: Effets des caractéristiques personnelles sur les préférences

L'analyse des choix au niveau individuel permet également de révéler une importante variabilité des comportements entre les participants (Tableau 4). Approximativement 18% des participants présentent des préférences avec des rendements constants pour les gains et pertes de résultats de santé (*Constant-Constant*), 14% présentent des rendements décroissants (*Diminishing-Diminishing*) et 20% des rendements croissants (*Increasing-Increasing*). Les autres 48% participants présentent des comportements de choix « hybrides » avec des différents types de rendements entre les gains et pertes. Les types de rendements diffèrent de façon significative entre les gains et pertes pour les résultats (Test de Stuart-Maxwell : $\chi^2 = 238$, $P_{5\%} < 0.001$) et dépenses de santé (Test de Stuart-Maxwell : $\chi^2 = 20.5$, $P_{5\%} < 0.001$).

Tableau 4. Proportions de participants en fonction des différents types de rendements

Gain	Loss	HYE	KCOST
Constant	Constant	17.9%	15.3%
Decreasing	Constant	3.1%	1.8%
Increasing	Constant	17.6%	9.4%
Constant	Decreasing	3.8%	1.4%
Decreasing	Decreasing	13.6%	25.3%
Increasing	Decreasing	20.8%	12.5%
Constant	Increasing	1.1%	14.7%
Decreasing	Increasing	2.9%	5.9%
Increasing	Increasing	20.0%	14.6%

Globalement les caractéristiques personnelles ont un effet relativement limité sur la formation des comportements de choix (Tableau 5; Tableau 6). Pour les résultats de santé (HYE), *seulement* 25% (n=19) des paramètres (α) ont un effet significatif contre 17% (n=13) pour les dépenses de santé (KCOST). Concernant les résultats de santé, les participants déclarant un « bon » état de santé (vs. « Très bon ») ont davantage tendance à adopter des rendements décroissants (vs. Constants). Il en va de même pour les participants avec un niveau de revenu mensuel relativement élevé « 3,000-3,999 euros » (vs. « Moins de 1,400 euros ») et de ceux qui ne souhaitent pas déclarer leur niveau de revenu. A travers les différents types de rendements, la satisfaction des participants envers le système de santé est la seule caractéristique personnelle avec un effet stable. Plus les participants sont satisfaits moins ils ont tendance à adopter un comportement de choix différent du modèle idéal de rationalité (i.e., *constant marginal return for both gains and losses*). Les participants avec un niveau

d'éducation supérieur (i.e., université vs. école secondaire) ont moins tendance à adopter des rendements croissants. Concernant les dépenses de santé (KCOST), les caractéristiques personnelles influencent principalement la probabilité d'adopter des rendements croissants. Les participants avec un niveau de revenu supérieur (i.e., « plus de 1,400 euros » vs. « moins de 1,400 euros » par mois) ont davantage tendance à adopter des rendements croissants, suggérant donc que leurs décisions étaient proportionnellement plus fortement influencées par des niveaux extrêmes de gains (+120,000 euros) ou pertes (-120,000 euros) de dépenses.

Tableau 5. Modélisation MNL des utilités marginales pour des changements de résultats de santé [HYE] (Référence : *Constant marginal return*)

	Decreasing (N=116)			Increasing (N=170)			Other (N=217)			Switch (N=202)			
	MLE	SE	P	MLE	SE	P	MLE	SE	P	MLE	SE	P	
1. Model parameters													
Intercept	-												
Age	(Continuous)	-0.004	0.010	0.700	0.007	0.009	0.430	0.001	0.009	0.907	-0.010	0.009	0.298
Gender	[Female] vs [Male]	0.168	0.268	0.529	0.608	0.244	0.013	0.084	0.228	0.712	0.517	0.234	0.027
Health	[Good] vs [Very good]	0.666	0.352	0.059	-0.297	0.290	0.306	-0.039	0.272	0.886	-0.174	0.283	0.538
	[<= Fair] vs [Very good]	0.532	0.469	0.257	-0.050	0.396	0.899	0.135	0.379	0.722	0.092	0.385	0.811
Education	[Univ/Other] vs [Secondary/No]	-0.523	0.348	0.133	-0.681	0.321	0.034	-0.032	0.326	0.922	-0.420	0.315	0.182
Income	[1400-1999] vs [Less than 1400]	0.122	0.405	0.763	0.135	0.388	0.728	0.393	0.357	0.271	0.594	0.357	0.096
	[2000-2999] vs [Less than 1400]	-0.341	0.397	0.390	0.209	0.354	0.555	0.013	0.338	0.969	0.323	0.336	0.337
	[3000-3999] vs [Less than 1400]	0.800	0.444	0.071	0.832	0.426	0.051	0.552	0.408	0.177	0.624	0.423	0.140
	[More than 6000] vs [Less than 1400]	-0.512	0.470	0.277	0.499	0.397	0.208	0.433	0.368	0.240	0.013	0.403	0.974
Disease	[Prefer not to say] vs [Less than 1400]	1.109	0.584	0.057	0.759	0.586	0.195	0.444	0.582	0.446	1.218	0.544	0.025
	[1 disease] vs [0 disease]	-0.213	0.336	0.527	0.171	0.293	0.559	-0.088	0.279	0.753	0.225	0.287	0.433
	[>= 2 diseases] vs [0 disease]	0.201	0.472	0.670	-0.537	0.469	0.253	-0.415	0.435	0.340	0.204	0.426	0.631
Involvement	[Prefer not to say] vs [0 disease]	0.418	0.774	0.590	0.560	0.724	0.439	0.086	0.733	0.907	0.815	0.685	0.234
	[Neutral] vs [Negative]	0.514	0.513	0.317	0.327	0.450	0.468	-0.053	0.425	0.901	-0.137	0.436	0.753
	[Slightly positive] vs [Negative]	0.077	0.486	0.874	0.407	0.408	0.318	0.069	0.382	0.857	0.144	0.390	0.713
Satisfaction	[Very positive] vs [Negative]	0.554	0.447	0.215	0.220	0.383	0.566	0.338	0.350	0.333	0.157	0.364	0.666
	[Neutral] vs [Negative]	-0.782	0.429	0.068	-1.077	0.400	0.007	-0.453	0.386	0.240	-0.332	0.383	0.386
	[Slightly positive] vs [Negative]	-0.964	0.389	0.013	-1.202	0.357	0.001	-0.700	0.350	0.045	-0.997	0.356	0.005
	[Very positive] vs [Negative]	-1.124	0.433	0.010	-1.391	0.392	0.000	-1.166	0.385	0.003	-1.173	0.391	0.003
2. Model statistics													
LL													1,302.1
N													857
PAR													80
BIC													3,144.4
BIC/N													3.67

Tableau 6. Modélisation MNL des utilités marginales pour des changements de dépenses de santé [KCOST] (Référence : *Constant marginal return*)

		Decreasing (N=215)			Increasing (N=124)			Other (N=232)			Switch (N=156)		
		MLE	SE	P	MLE	SE	P	MLE	SE	P	MLE	SE	P
I. Model parameters													
Intercept	-	0.227	0.715	0.751	0.152	0.791	0.848	0.732	0.690	0.289	0.108	0.762	0.887
Age	(Continuous)	0.002	0.009	0.820	-0.006	0.011	0.569	0.005	0.009	0.607	0.005	0.010	0.651
Gender	[Female] vs [Male]	0.302	0.239	0.206	0.807	0.275	0.003	0.290	0.236	0.220	0.388	0.256	0.130
Health	[Good] vs [Very good]	-0.124	0.291	0.671	-0.136	0.328	0.679	-0.235	0.283	0.406	0.044	0.313	0.889
	[<= Fair] vs [Very good]	-0.030	0.395	0.940	0.147	0.442	0.739	-0.239	0.390	0.539	-0.024	0.426	0.955
Education	[Univ/Other] vs [Secondary/No]	-0.224	0.317	0.480	-0.394	0.359	0.272	-0.013	0.321	0.968	-0.343	0.333	0.303
Income	[1400-1999] vs [Less than 1400]	0.144	0.364	0.694	0.635	0.433	0.142	0.266	0.359	0.459	0.343	0.388	0.376
	[2000-2999] vs [Less than 1400]	0.134	0.347	0.700	0.709	0.412	0.085	-0.030	0.350	0.932	0.399	0.368	0.279
	[3000-3999] vs [Less than 1400]	0.405	0.416	0.329	1.202	0.475	0.011	0.480	0.409	0.241	0.416	0.451	0.356
	[More than 6000] vs [Less than 1400]	0.101	0.393	0.798	0.889	0.465	0.056	0.267	0.382	0.483	0.042	0.435	0.922
	[Prefer not to say] vs [Less than 1400]	0.686	0.549	0.211	1.229	0.607	0.043	0.569	0.551	0.302	0.539	0.594	0.365
Disease	[1 disease] vs [0 disease]	0.202	0.292	0.488	0.149	0.327	0.649	0.027	0.290	0.926	-0.038	0.314	0.903
	[>= 2 diseases] vs [0 disease]	0.147	0.447	0.743	-0.247	0.534	0.644	0.291	0.437	0.505	-0.141	0.488	0.773
	[Prefer not to say] vs [0 disease]	0.541	0.687	0.431	0.499	0.770	0.517	-0.239	0.757	0.752	0.663	0.701	0.345
Involvement	[Neutral] vs [Negative]	0.401	0.449	0.373	-0.910	0.520	0.080	-0.056	0.427	0.895	0.287	0.490	0.559
	[Slightly positive] vs [Negative]	0.342	0.417	0.412	0.009	0.424	0.983	-0.148	0.391	0.705	0.400	0.451	0.376
	[Very positive] vs [Negative]	0.525	0.390	0.178	-0.201	0.403	0.617	0.216	0.360	0.548	0.543	0.423	0.200
Satisfaction	[Neutral] vs [Negative]	0.023	0.386	0.954	-0.460	0.437	0.292	-0.505	0.384	0.189	-0.480	0.399	0.229
	[Slightly positive] vs [Negative]	-0.535	0.352	0.129	-0.671	0.385	0.081	-0.766	0.341	0.025	-0.990	0.362	0.006
	[Very positive] vs [Negative]	-0.734	0.395	0.063	-0.771	0.429	0.073	-0.794	0.378	0.035	-1.072	0.408	0.009
2. Model statistics													
LL													1,316.7
N													857
PAR													80
BIC													3,173.7
BIC/N													3.70

L'effet des caractéristiques personnelles sur la probabilité d'adopter un comportement influence par l'aversion aux pertes est aussi limitée (Tableau 7). Concernant les résultats de santé, seulement 13% (n=5) des paramètres ont un effet significatif. Les participants avec un niveau d'éducation supérieur ont moins tendance à être influencés par les phénomènes d'aversion (ou tolérance) aux pertes. Concernant les dépenses de santé, 16% (n=6) des paramètres ont un effet significatif et se concentrent principalement sur le rôle des usagers dans la gestion du système de santé (*Involvement*). Lorsque les participants considèrent que les usagers devraient être plus activement impliqués dans la gestion des ressources de santé, leurs comportements de choix sont marqués par un phénomène de tolérance aux pertes de dépenses de santé (i.e., accroissement du niveau de dépenses). Ce dernier résultat est particulièrement intéressant car il suggère que les participants qui seraient éventuellement disposés à jouer un plus grand rôle au sein de l'organisation/gestion du système de santé sont aussi prêts à augmenter le budget alloué à la santé.

Tableau 7. Modélisation MNL du phénomène d'aversion aux pertes pour les résultats et dépenses de santé (Référence : *Loss neutral*)

	HYE (Ref.: Neutral)						KCOST (Ref.: Neutral)						
	Averse (N=443)			Lover (N=203)			Averse (N=460)			Lover (N=359)			
	MLE	SE	P	MLE	SE	P	MLE	SE	P	MLE	SE	P	
1. Model parameters													
Intercept	-			0.387	0.637	0.543	1.812	1.100	0.099	1.127	1.118	0.313	
Age	(Continuous)	-0.006	0.007	0.397	-0.002	0.008	0.786	0.019	0.014	0.191	0.019	0.015	0.200
Gender	[Female] vs [Male]	0.217	0.182	0.232	0.251	0.215	0.242	-0.070	0.366	0.849	0.016	0.371	0.967
Health	[Good] vs [Very good]	0.178	0.216	0.410	0.248	0.261	0.341	-0.163	0.409	0.690	-0.248	0.415	0.550
	[<= Fair] vs [Very good]	0.006	0.298	0.984	0.655	0.345	0.058	0.474	0.683	0.488	0.377	0.689	0.585
Education	[Univ/Other] vs [Secondary/No]	-0.833	0.277	0.003	-1.145	0.307	< 0.001	-0.318	0.574	0.579	-0.521	0.575	0.365
Income	[1400-1999] vs [Less than 1400]	-0.020	0.279	0.944	-0.026	0.338	0.939	-0.483	0.580	0.404	-0.554	0.586	0.345
	[2000-2999] vs [Less than 1400]	0.210	0.270	0.438	-0.134	0.338	0.692	-0.246	0.600	0.681	-0.161	0.604	0.790
	[3000-3999] vs [Less than 1400]	0.050	0.315	0.874	0.502	0.363	0.168	-0.500	0.644	0.438	-0.539	0.652	0.408
	[More than 6000] vs [Less than 1400]	-0.508	0.300	0.091	0.149	0.349	0.669	0.338	0.729	0.643	0.062	0.737	0.933
	[Prefer not to say] vs [Less than 1400]	0.528	0.453	0.244	1.180	0.490	0.016	-1.458	0.632	0.021	-1.220	0.639	0.056
Disease	[1 disease] vs [0 disease]	0.116	0.222	0.602	0.050	0.260	0.847	0.483	0.500	0.334	0.731	0.505	0.147
	[>= 2 diseases] vs [0 disease]	0.227	0.338	0.503	-0.519	0.412	0.208	0.249	0.840	0.767	0.554	0.843	0.511
	[Prefer not to say] vs [0 disease]	0.718	0.577	0.214	0.824	0.627	0.189	0.466	1.078	0.665	0.752	1.075	0.484
Involvement	[Neutral] vs [Negative]	0.248	0.343	0.471	0.185	0.396	0.641	0.620	0.601	0.303	1.207	0.620	0.052
	[Slightly positive] vs [Negative]	-0.038	0.307	0.903	-0.077	0.356	0.828	1.442	0.619	0.020	1.846	0.637	0.004
	[Very positive] vs [Negative]	0.115	0.285	0.687	-0.068	0.330	0.836	0.307	0.471	0.515	0.968	0.492	0.049
Satisfaction	[Neutral] vs [Negative]	-0.142	0.268	0.596	0.013	0.322	0.968	-0.250	0.534	0.639	-0.108	0.540	0.841
	[Slightly positive] vs [Negative]	-0.242	0.241	0.316	-0.039	0.292	0.893	-0.169	0.502	0.737	-0.116	0.509	0.820
	[Very positive] vs [Negative]	0.125	0.288	0.666	0.540	0.333	0.106	0.101	0.585	0.862	0.030	0.593	0.959
2. Model statistics													
LL				846.3							694.6		
N				857							857		
PAR				40							40		
BIC				1,962.8							1,659.3		
BIC/N				2.29							1.94		

SECTION V: CONCLUSION

Dans cette étude nous avons analysé la nature des préférences individuelles pour la gestion des ressources de sante. Les préférences du public sont fortement marquées par des phénomènes comportementaux d'aversion aux pertes (*loss aversion*) et de sensibilité changeante (*non-constant marginal returns*). Ce type de préférences est conforme aux prédictions faites par la théorie des perspectives (*prospect theory*). L'objectif central de notre étude était alors d'identifier les déterminants de ces comportementaux de choix en apparence irrationnel. Un nombre relativement limité de caractéristiques personnelles semble avoir un effet significatif sur le comportement de choix des individus, suggérant ainsi que d'autres facteurs - plus difficilement observables - interviennent dans la formation des préférences individuelles (McDermott, Fowler, and Smirnov 2008; Trepel, Fox, and Poldrack 2005). Cependant, d'autres caractéristiques personnelles, telle que la « satisfaction envers le système de santé » semblent contribuer durablement à la formation des préférences pour la gestion des ressources de sante. Dans nos prochaines analyses, nous avons pour objectif d'explorer de façon plus détaillée la nature de ce résultat en prenant également en considération l'attitude du public envers le financement des dépenses de sante.

Bibliographie

- Bekker-Grob, Esther W. de, Mandy Ryan, and Karen Gerard. 2012. "Discrete Choice Experiments in Health Economics: A Review of the Literature." *Health Economics* 21 (2): 145–72. doi:10.1002/hec.1697.
- Clark, Michael D., Domino Determann, Stavros Petrou, Domenico Moro, and Esther W. de Bekker-Grob. 2014. "Discrete Choice Experiments in Health Economics: A Review of the Literature." *PharmacoEconomics* 32 (9): 883–902. doi:10.1007/s40273-014-0170-x.
- Diederich, Adele, Joffre Swait, and Norman Wirsik. 2012. "Citizen Participation in Patient Prioritization Policy Decisions: An Empirical and Experimental Study on Patients' Characteristics." Edited by David W. Dowdy. *PLoS ONE* 7 (5): e36824. doi:10.1371/journal.pone.0036824.
- Erdem, Seda, and Carl Thompson. 2014. "Prioritising Health Service Innovation Investments Using Public Preferences: A Discrete Choice Experiment." *BMC Health Services Research* 14 (1). doi:10.1186/1472-6963-14-360.
- Gafni, Amiram, Stephen Walter, and Stephen Birch. 2013. "UNCERTAINTY AND THE DECISION MAKER: ASSESSING AND MANAGING THE RISK OF UNDESIRABLE OUTCOMES: UNCERTAINTY AND THE DECISION MAKER." *Health Economics* 22 (11): 1287–94. doi:10.1002/hec.2883.
- Green, Colin, and Karen Gerard. 2009. "Exploring the Social Value of Health-Care Interventions: A Stated Preference Discrete Choice Experiment." *Health Economics* 18 (8): 951–76. doi:10.1002/hec.1414.
- Kahneman, Daniel. 2003. "Maps of Bounded Rationality: Psychology for Behavioral Economics." *American Economic Review* 93 (5): 1449–75. doi:10.1257/000282803322655392.
- Kahneman, Daniel, Jack L Knetsch, and Richard H Thaler. 1991. "Anomalies: The Endowment Effect, Loss Aversion, and Status Quo Bias." *Journal of Economic Perspectives* 5 (1): 193–206. doi:10.1257/jep.5.1.193.
- Kahneman, Daniel, and Amos Tversky. 1979. "Prospect Theory: An Analysis of Decision under Risk." *Econometrica* 47 (2): 263. doi:10.2307/1914185.
- Lancaster, Kevin. 1966. "A New Approach to Consumer Theory." *Journal of Political Economy* 74 (2): 132–157. doi:10.1086/259131.
- Lim, Min Kyoung, Eun Young Bae, Sang-Eun Choi, Eui Kyung Lee, and Tae-Jin Lee. 2012. "Eliciting Public Preference for Health-Care Resource Allocation in South Korea." *Value in Health* 15 (1): S91–94. doi:10.1016/j.jval.2011.11.014.
- Louviere, Jordan J., Deborah Street, Leonie Burgess, Nada Wasi, Towhidul Islam, and Anthony A.J. Marley. 2008. "Modeling the Choices of Individual Decision-Makers by Combining Efficient Choice Experiment Designs with Extra Preference Information." *Journal of Choice Modelling* 1 (1): 128–64. doi:10.1016/S1755-5345(13)70025-3.
- Manski, Charles F. 1977. "The Structure of Random Utility Models." *Theory and Decision* 8 (3): 229–54. doi:10.1007/BF00133443.
- McDermott, Rose, James H. Fowler, and Oleg Smirnov. 2008. "On the Evolutionary Origin of Prospect Theory Preferences." *The Journal of Politics* 70 (2): 335–50. doi:10.1017/S0022381608080341.
- McFadden, Daniel. 1973. "Conditional Logit Analysis of Qualitative Choice Behavior." In *Frontier in Econometrics*, 105–142. New York: Academic Press.
- Reed Johnson, F., Emily Lancsar, Deborah Marshall, Vikram Kilambi, Axel Mühlbacher, Dean A. Regier, Brian W. Bresnahan, Barbara Kanninen, and John F.P. Bridges. 2013. "Constructing Experimental Designs for Discrete-Choice Experiments: Report of the ISPOR Conjoint Analysis Experimental Design

- Good Research Practices Task Force." *Value in Health* 16 (1): 3–13.
doi:10.1016/j.jval.2012.08.2223.
- Rose, John M., and Michiel C. J. Bliemer. 2009. "Constructing Efficient Stated Choice Experimental Designs." *Transport Reviews* 29 (5): 587–617.
doi:10.1080/01441640902827623.
- Schwappach, David L.B. 2003. "Does It Matter Who You Are or What You Gain? An Experimental Study of Preferences for Resource Allocation." *Health Economics* 12 (4): 255–67. doi:10.1002/hec.713.
- Schwappach, David L.B., and Thomas J. Strasmann. 2006. "'Quick and Dirty Numbers?'" *Journal of Health Economics* 25 (3): 432–48.
doi:10.1016/j.jhealeco.2005.08.002.
- Scuffham, Paul A, Julie Ratcliffe, Elizabeth Kendall, Paul Burton, Andrew Wilson, Kalipso Chalkidou, Peter Littlejohns, and Jennifer A Whitty. 2014. "Engaging the Public in Healthcare Decision-Making: Quantifying Preferences for Healthcare through Citizens' Juries." *BMJ Open* 4 (5): e005437.
doi:10.1136/bmjopen-2014-005437.
- Sendi, P., A. Gafni, and S. Birch. 2002. "Opportunity Costs and Uncertainty in the Economic Evaluation of Health Care Interventions." *Health Economics* 11 (1): 23–31. doi:10.1002/hec.641.
- Skedgel, C., A. Wailoo, and R. Akehurst. 2015. "Societal Preferences for Distributive Justice in the Allocation of Health Care Resources: A Latent Class Discrete Choice Experiment." *Medical Decision Making* 35 (1): 94–105.
doi:10.1177/0272989X14547915.
- Skedgel, Chris D., Allan J. Wailoo, and Ron L. Akehurst. 2015. "Choosing vs. Allocating: Discrete Choice Experiments and Constant-Sum Paired Comparisons for the Elicitation of Societal Preferences." *Health Expectations* 18 (5): 1227–40. doi:10.1111/hex.12098.
- Thurstone, L. 1927. "A Law of Comparative Judgement." *Psychological Review* 34: 273–86.
- Trepel, Christopher, Craig R. Fox, and Russell A. Poldrack. 2005. "Prospect Theory on the Brain? Toward a Cognitive Neuroscience of Decision under Risk." *Cognitive Brain Research* 23 (1): 34–50.
doi:10.1016/j.cogbrainres.2005.01.016.
- Tversky, A., and D. Kahneman. 1974. "Judgment under Uncertainty: Heuristics and Biases." *Science* 185 (4157): 1124–31. doi:10.1126/science.185.4157.1124.

Appendice 1

Table. Correlation of quality measures

	Monotonicity	Stability	SNP	Time	Interest	Difficulty	Quality
Monotonicity	1.00	-	-	-	-	-	-
Stability	0.26	1.00	-	-	-	-	-
SNP	0.24	-0.16	1.00	-	-	-	-
Time	0.41	0.22	0.01	1.00	-	-	-
Interest	0.09	0.00	0.06	0.03	1.00	-	-
Difficulty	0.03	0.05	0.01	-0.02	0.34	1.00	-
Quality	0.10	0.04	-0.02	0.10	0.16	0.00	1.00

Table. Structural equation modelling of quality indicators

Indicator	Parameter	MLE	SE	P
1. Model parameters				
Difficulty	<i>Mean</i>	0.003	0.006	0.616
	<i>SD</i>	0.048	0.002	< 0.001
Interest	<i>Mean</i>	0.015	0.006	0.015
	<i>SD</i>	0.048	0.002	< 0.001
Monotonicity	<i>Mean</i>	0.303	0.034	< 0.001
	<i>SD</i>	0.028	0.021	0.177
Quality	<i>Mean</i>	0.019	0.007	0.009
	<i>SD</i>	0.068	0.003	< 0.001
SNP	<i>Mean</i>	0.031	0.005	< 0.001
	<i>SD</i>	0.019	0.001	< 0.001
Stability	<i>Mean</i>	0.078	0.014	< 0.001
	<i>SD</i>	0.126	0.006	< 0.001
Time	<i>Mean</i>	0.092	0.013	< 0.001
	<i>SD</i>	0.066	0.004	< 0.001
QUALITY *	<i>Mean</i>	0.000	-	-
QUALITY *	<i>SD</i>	1.000	-	-
2. Model statistics				
LL			-118.51	
N			1,008	
RMSEA			0.13	
Bentler CFI			0.60	
Chi-squared			237.0278	(P < 0.001)

* Latent variable

Analyse de la qualité des données

Etape #1: Mesures de qualité

Nous avons sélectionné différentes variables pour approximer la qualité des données. Comme indique dans la [section 2.1](#), les épreuves de choix #14 et #15 ont été utilisées pour tester la stabilité et monotonie des choix, et ont donc été retenues comme indicateurs de qualité. Dans chaque épreuve de choix les participants devaient répondre à deux questions (Meilleur; Pire) et par conséquent les tests de stabilité et monotonie pouvaient être soit complètement satisfaisants, partiellement satisfaisants (i.e., le participant réussit le test pour seulement une des deux questions) ou un échec complet. Les deux indicateurs de qualité prenaient la forme de pourcentage (0% indiquant que le test est complètement satisfaisant et 100% un échec complet).

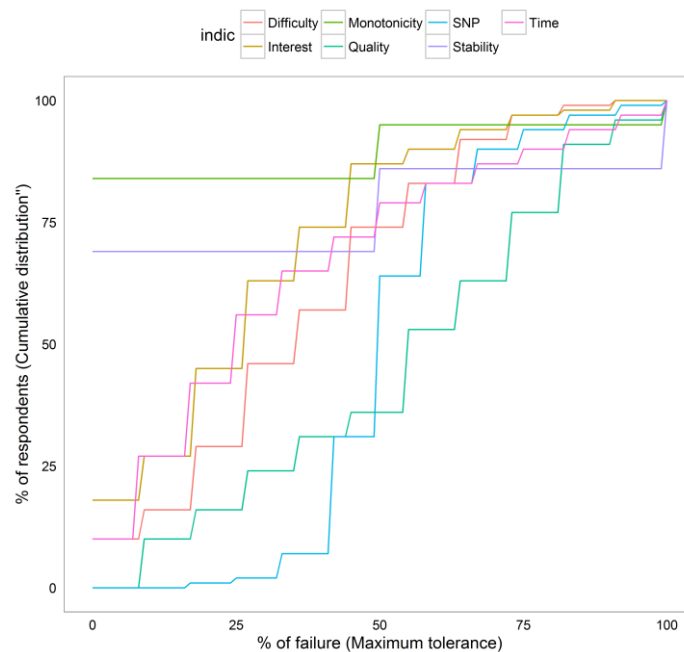
La propriété de continuité selon laquelle un changement dans une caractéristique peut toujours être compensé par un changement dans une autre caractéristique a été indirectement testée à travers le concept de “non-participation” (*serial non-participation*). Un participant peut être considéré comme non participant lorsqu’il choisit systématiquement la situation neutre (i.e., $\Delta HYE = \Delta COST = 0$) comme étant soit la meilleure ou la pire. Bien que ce type de comportement de choix puisse indiquer une vraie préférence pour l’absence de changement au niveau de la population, il est davantage associé à une règle de décision simplificatrice (*simplifying heuristic*) pour rapidement remplir le questionnaire. Cet indicateur de qualité prend également la forme d’un pourcentage (0% lorsque la situation neutre n’a jamais été choisie et 100% lorsqu’elle a été systématiquement choisie)¹⁶.

Nous avons également utilisé le temps de réponse (mesure pour chaque épreuve de choix) comme un indicateur de qualité. Intuitivement un participant présentant des temps de réponse très courts (ex., < 2-5 secondes par épreuve) a très probablement effectué des choix quasi-aléatoires. La principale difficulté est de déterminer un niveau minimum en dessous duquel les choix peuvent être considérés comme ayant été effectués “trop rapidement” (et par analogie “trop longuement”). Pour chaque épreuve nous avons calculé les 20^{ème} et 80^{ème} percentiles (P_20 ; P_80) de la distribution des temps de réponse. Cette opération a été répétée 1,000 fois en suivant une procédure de *bootstrapping* afin d’obtenir des intervalles de confiance à 95% autour de ces deux percentiles. Pour chaque participant et chaque choix, le temps de réponse observé était considéré comme “anormal” (*outlier*) lorsqu’il était soit significativement inférieur à P_20 ou supérieur à P_80. Le temps de réponse comme indicateur de qualité prenait la forme d’un pourcentage (0% lorsque tous les choix effectués par un participant apparaissaient comme “normaux” et 100% pour “anormaux”).

¹⁶ Pour chaque type de choix (Meilleur; Pire) on a calculé la proportion de choix en faveur de la situation neutre et ensuite retenu le pourcentage le plus élevé (i.e., $\text{Max}\{\text{SNP}_{\text{BEST}}; \text{SNP}_{\text{WORST}}\}$).

Enfin, les trois dernières mesures de qualité consistent en des questions directement posées aux participants au sujet de la qualité du questionnaire: (i) Difficulté, (ii) Intérêt, (iii) Qualité à l'aide d'une échelle allant de 0 (Avis complètement négatif) à 10 (Avis complètement positif). Ces trois dernières mesures de qualité prenaient aussi la forme de pourcentages (0% pour un avis complètement positif et 100% pour un avis complètement négatif). Les résultats par indicateur sont présentés dans le **graphique 3**.

Graphique 3. Analyse descriptive de la qualité des données

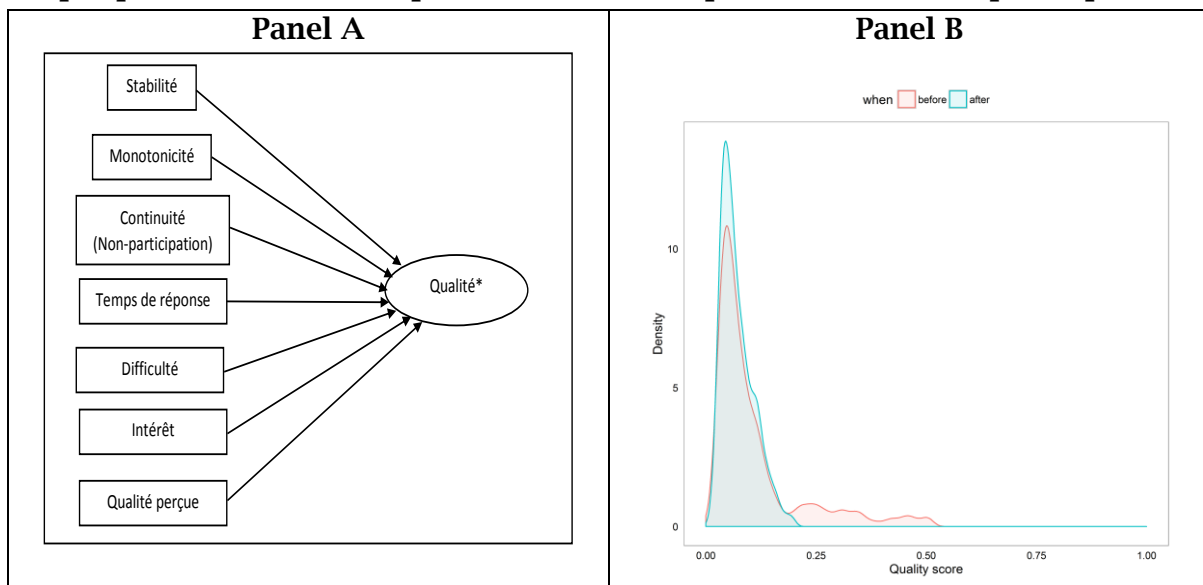


Lecture: Pour un niveau de tolérance minimal (0%), ~70% des participants réussissaient le test de stabilité et 82% le test de monotonie. Par définition, pour un niveau de tolérance maximal (100%) tous les participants réussissent tous les tests de qualité.

Ces sept indicateurs de qualité ont ensuite été combinés à l'aide d'une analyse factorielle confirmatoire. L'idée sous-jacente est que la qualité des données est mieux définie comme une quantité latente (Q^*) qui ne peut pas être directement observée mais éventuellement approximée par un certain nombre d'indicateurs de qualité (**Graphique 4 - Panel A**). L'objectif est alors de mesurer la contribution (β) de chaque indicateur à la définition de la qualité (Q^*) des données. Ces coefficients sont ensuite utilisés pour calculer un « score de qualité » (s) pour chaque participant ($n=1, \dots, N$). Étant donné que les différents indicateurs ($k=1, \dots, K$) sont supposés être positivement reliés à la qualité des données (i.e., $\beta_k \geq 0 \forall k$), le score de qualité est positif (i.e., $s_n \geq 0 \forall n$). Les résultats de l'analyse factorielle confirmatoire sont présentés en **appendice XXX**.

L'analyse des scores individuels de qualité a permis d'identifier 151 (15%) participants fournissant des données de moindre qualité (i.e., $s_n > 0.2$) (Graphique 4 - Panel B). Avant de décider si ces 151 participants peuvent être exclus de la modélisation des préférences, il est nécessaire d'évaluer un potentiel biais de sélection et une modification dans l'estimation des préférences pour les résultats et dépenses de santé. La comparaison des caractéristiques personnelles des participants « Inclus » vs. « Exclus » indiquent un certain nombre de différences significatives (Tableau 2). Les participants « exclus » ont une santé perçue plus détériorée ($P_{5\%} = 0.015$) et un niveau d'études moins élevé ($P_{5\%} = 0.001$).

Graphique 4. Mesure de la qualité des données pour les différents participants

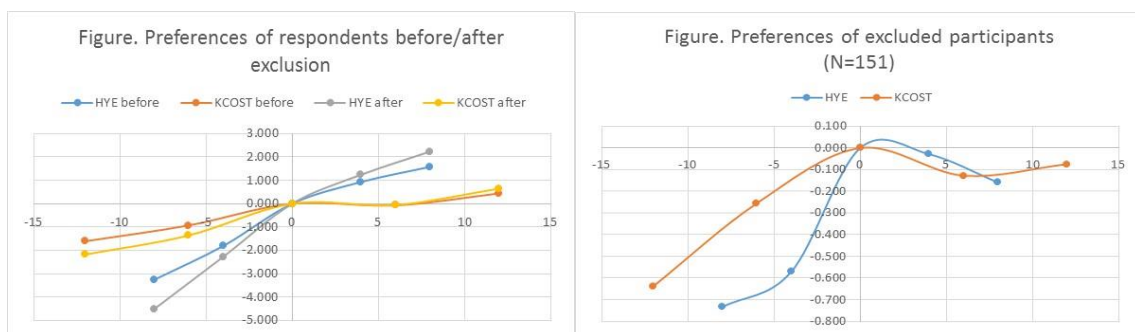


L'impact de l'exclusion de 151 participants sur l'estimation des préférences pour les résultats et dépenses de santé est évalué à travers quatre modèles multinomial logit (MNL). Les modèles #1, #2 et #3 analysent les choix effectués respectivement par l'ensemble des participants (N=1,008), participants « Inclus » (N=857) et ceux « Exclus » (N=151). La comparaison des coefficients (Graphique 5) et des mesures d'ajustement (notamment le critère d'information bayésien (*Bayesian Information Criterion, BIC*)) indique que l'exclusion des 151 participants fournissant des données de qualité moindre est justifiée car les résultats restent qualitativement inchangés mais deviennent plus précis, suggérant donc que l'inclusion des 151 participants dans l'analyse des préférences consiste principalement en l'ajout de « bruit » (vs. « Information »). Par ailleurs l'analyse des préférences pour les participants « exclus » révèle des résultats non conformes à nos hypothèses théoriques concernant la nature des préférences du public pour les résultats et dépenses de santé (En moyenne les participants sont supposés préférer de meilleurs résultats (gains) de santé et des dépenses de santé réduites (gains)) (Plus de détails concernant les modèles peuvent être trouvés en appendice 2). Afin de confirmer l'hypothèse selon laquelle l'ajout de participants fournissant des données de qualité moindre consisterait essentiellement en du « bruit », nous avons estimé un modèle MNL hétéroscédastique (modèle #4) dans lequel la variance des erreurs (σ_ϵ) devient une

fonction de la qualité des données. Les scores individuels de qualité ont été préalablement divisés en 10 déciles (i.e., [0%-10%], [10%-20%], etc., [80%-90%], [90%-100%]) et nous avons mesuré l'effet sur la variance des erreurs d'une diminution du niveau de qualité des données (Le niveau de référence étant [0%-100%] et correspond à la meilleure qualité possible). La variance des erreurs est supposée augmenter à mesure que la qualité des données diminue. Le **graphique 6** confirme cette hypothèse (Plus de détails concernant ce modèle peuvent être trouvés en appendice 3). Les participants avec un niveau de qualité des données fortement diminué ont effectué des choix considérablement plus aléatoires que ceux présentant des données de bonne qualité. L'ajout des neuf paramètres associés à la qualité des données dans le modèle MNL permet de largement améliorer le niveau d'ajustement du modèle ($LL_1 = 18,000$ vs. $LL_4 = 16,385$) et cette amélioration reste significative même après avoir pris en compte l'augmentation du nombre de paramètres ($BIC_1 = 36,102$ vs. $BIC_4 = 32,963$).

Ces différents résultats suggèrent que les 151 participants peuvent être exclus de la modélisation finale des préférences pour les résultats et dépenses de santé sans entrainer de biais de sélection. Ainsi le reste des analyses a été effectué sur un échantillon de 857 participants fournissant $857 \times 12 \times 2 = 20,568$ observations pour la modélisation des préférences.

Graphique 5. Comparaison des préférences pour les résultats et dépenses de santé avant et après exclusion des participants fournissant des données de moindre qualité



Graphique 6. Analyse de l'effet de la qualité des données sur la précision des choix

