

# L'aversion à l'ambiguïté dans les décisions de prévention

Hammouch Boudjoudi Siham

## Contents

<b>1</b>	<b>Introduction</b>	<b>2</b>
<b>2</b>	<b>Ambiguïté et robustesse : fondements et mesure</b>	<b>2</b>
2.1	Ambiguïté, incertitude de second ordre et aversion . . . . .	2
2.2	Comment mesurer l'aversion à l'ambiguïté ? . . . . .	2
2.3	Lien avec la robustesse . . . . .	3
2.4	Synthèse sur l'aversion à l'ambiguïté . . . . .	3
<b>3</b>	<b>Modèle de Gollier à une période</b>	<b>4</b>
3.1	Structure du modèle . . . . .	4
3.2	Mise en parallèle avec Klibanoff et al. (2005) . . . . .	4
3.3	Conditions de premier ordre . . . . .	5
3.4	Impact de l'aversion à l'ambiguïté sur la décision de prévention . . . . .	5
3.5	Comparaison avec le cas sans ambiguïté . . . . .	7
3.6	Conclusion du modèle à une période . . . . .	7
<b>4</b>	<b>Comparaison entre les modèles de Gollier et Health</b>	<b>8</b>
4.1	Nature de l'incertitude . . . . .	8
4.2	Modélisation mathématique . . . . .	8
4.3	Effet sur les décisions de prévention . . . . .	9
4.4	Applications et implications . . . . .	9
4.5	Discussion sur la complémentarité et le réalisme des deux approches . . . . .	9
4.6	Synthèse comparative . . . . .	10
<b>5</b>	<b>Modèle de Gollier à deux périodes</b>	<b>10</b>
5.1	Introduction . . . . .	10
5.2	Structure du modèle . . . . .	10
5.3	Condition de premier ordre et interprétation . . . . .	11
5.4	Ambiguïté temporelle, actualisation et stratégies d'attente . . . . .	12
5.5	Synthèse et liens avec les politiques publiques . . . . .	12
<b>6</b>	<b>Application économétrique : vaccination</b>	<b>12</b>
6.1	Contexte et jeu de données simulé . . . . .	12
6.2	Modèle 1 – Approche de Gollier (variables objectives) . . . . .	13
6.3	Modèle 2 – Approche de Health (perceptions subjectives) . . . . .	15
6.4	Comparaison des deux cadres . . . . .	16
6.5	Applications aux politiques publiques . . . . .	16
6.6	Limites de l'exemple et remarques critiques . . . . .	16
6.7	Conclusion de l'exemple . . . . .	17
<b>7</b>	<b>Conclusion générale</b>	<b>17</b>

# 1 Introduction

Lorsqu'un individu est confronté à un danger dont il ne connaît pas la probabilité exacte, on parle d'ambiguïté. Cette situation se distingue du risque classique, où les probabilités sont connues. L'ambiguïté rend plus difficile l'évaluation des conséquences possibles d'un risque donné. Cela amène les individus à adopter une variété de comportements différents. Ce fait s'illustre notamment dans le contexte de la prévention. Depuis les travaux de Gilboa et Schmeidler (1989), cette notion a été intégrée dans plusieurs modèles économiques, qui visent à comprendre la façon dont les individus prennent leurs décisions lorsqu'ils sont confrontés à une incertitude sur les probabilités. Le lien entre aversion à l'ambiguïté et comportement préventif a notamment été exploré dans le cadre des décisions d'assurance, de protection de la santé ou encore de gestion des catastrophes.

Dans cette revue de littérature, nous nous intéressons à la façon dont l'aversion à l'ambiguïté influence les décisions de prévention. Nous mobilisons pour cela plusieurs contributions majeures. D'abord, nous revenons sur la mesure de l'aversion à l'ambiguïté et sur la manière dont elle est modélisée dans la théorie du "Maxmin Expected Utility" (Gilboa et Schmeidler, 1989), ainsi que dans les approches en contrôle robuste. Ensuite, nous analysons le modèle à une période de Gollier (2013), qui montre l'effet de l'ambiguïté sur les choix de prévention. Ce modèle sera ensuite comparé à celui de Health (Augeraud-Véron et Leandri, 2024), qui propose une approche plus comportementale, en intégrant la perception subjective du risque à travers les canaux de sévérité et de susceptibilité. Enfin, nous étendrons l'analyse au cas dynamique, en étudiant le modèle de Gollier à deux périodes, où la prévention et le dommage sont séparés dans le temps. Pour compléter cette réflexion théorique, nous illustrerons certains résultats à l'aide d'un exemple économétrique simulé sur la vaccination contre la grippe.

## 2 Ambiguïté et robustesse : fondements et mesure

### 2.1 Ambiguïté, incertitude de second ordre et aversion

L'ambiguïté correspond à une situation dans laquelle l'agent ne connaît pas précisément la probabilité des événements futurs. Elle s'oppose au risque, où ces probabilités sont connues et objectives. Dans le cadre de Gilboa et Schmeidler (1989), cette distinction est modélisée en introduisant un ensemble de lois de probabilité possible sur les états du monde, sans que l'agent puisse en privilégier une avec certitude.

Dans les modèles plus récents dits d'incertitude de second ordre, comme ceux de Klibanoff, Marinacci et Mukerji (2005), repris par Gollier (2013), on suppose que l'agent connaît une distribution de croyance de second ordre sur ces lois de probabilité. Autrement dit :

- Il existe une incertitude sur l'état  $\theta$  du monde (qui influence la probabilité de perte  $p(\theta)$ ) ;
- L'agent forme une croyance sur  $\theta$  représentée par une distribution  $F(\theta)$  ;
- Cette incertitude modifie la manière dont il évalue l'espérance d'utilité.

### 2.2 Comment mesurer l'aversion à l'ambiguïté ?

Dans ce cadre, l'attitude de l'agent face à l'ambiguïté est capturée par une fonction de transformation  $\phi(\cdot)$ , qui intervient dans l'évaluation de l'utilité :

$$U(e) = \phi^{-1} (\mathbb{E}_\theta [\phi(p(\theta)u(w - L - e) + (1 - p(\theta))u(w - e))]) . \quad (1)$$

**Remarque :** L'aversion à l'ambiguïté (liée à la concavité de  $\phi$ ) ne doit pas être confondue avec la prudence (liée à la convexité de la dérivée seconde de  $u$ ). La première agit sur la perception des probabilités, tandis que la seconde agit sur la réaction face au risque une fois la probabilité connue.

La fonction  $\phi$  est supposée croissante et concave :

- Si  $\phi$  est linéaire, l'agent est neutre à l'ambiguïté : il traite la distribution de croyance comme une probabilité unique ;
- Plus  $\phi$  est concave, plus l'agent est averse à l'ambiguïté : il accorde plus de poids aux scénarios pessimistes.

Cette concavité joue donc un rôle similaire à l'aversion au risque dans le cadre de la fonction d'utilité  $u$ , mais appliquée au niveau des croyances elles-mêmes.

En pratique, cette aversion est souvent mesurée à travers des expériences ou des questionnaires qui présentent à l'individu des choix entre loteries risquées (probabilités connues) et ambiguës (probabilités inconnues). Un comportement d'évitement systématique des situations ambiguës est interprété comme un indice d'aversion à l'ambiguïté. Ces travaux permettent d'estimer indirectement la forme de la fonction  $\phi$  utilisée dans les modèles théoriques.

### 2.3 Lien avec la robustesse

La robustesse désigne une attitude encore plus prudente face à l'ambiguïté. Dans le cadre proposé par Gilboa et Schmeidler (1989), les préférences de type maxmin expected utility (MEU) conduisent l'agent à maximiser son utilité dans le pire scénario possible. Formellement :

$$V(f) = \min_{\pi \in \Pi} \mathbb{E}_{\pi}[u(f)], \quad (2)$$

où  $\Pi$  est un ensemble de distributions de probabilité jugées plausibles. Ce cadre ne nécessite pas de pondération probabiliste entre les distributions : l'agent choisit comme si la pire d'entre elles allait se réaliser.

Ces préférences sont donc robustes, dans le sens où elles protègent l'agent contre l'erreur de modélisation ou l'optimisme excessif.

Dans les modèles d'ambiguïté lisse comme celui de Gollier, la robustesse est un cas extrême obtenu lorsque  $\phi$  est très fortement concave. Ainsi, plus l'agent est averse à l'ambiguïté, plus son comportement se rapproche d'une stratégie robuste.

Ces préférences sont donc robustes, dans le sens où elles protègent l'agent contre l'erreur de modélisation ou l'optimisme excessif.

Pour mieux cerner les différences entre cette approche robuste et celle, plus graduelle, de Gollier, il est utile de proposer une comparaison formelle entre les deux cadres. De plus, certains auteurs ont remis en question le réalisme comportemental du modèle maxmin. La synthèse suivante éclaire ces points.

#### Comparaison synthétique : Gollier vs Gilboa

Pour clarifier les différences entre les approches, on peut comparer les deux formulations :

Caractéristique	Modèle de Gollier (ambiguïté lisse)	Modèle de Gilboa (maxmin)
Structure de croyance	Distribution de croyance de second ordre $F(\theta)$	Ensemble de lois possibles $\Pi$
Forme fonctionnelle	$\phi^{-1}(\mathbb{E}_{\theta}[\phi(\cdot)])$	$\min_{\pi \in \Pi} \mathbb{E}_{\pi}[u(\cdot)]$
Traitement de l'incertitude	Pondération lisse des scénarios	Anticipation du pire scénario
Degré d'aversion à l'ambiguïté	Modulable via la concavité de $\phi$	Extrême (pessimisme total)
Interprétation comportementale	Agent prudent, mais nuancé	Agent méfiant ou anxieux, peu sensible à l'information

Table 1: Comparaison entre les modèles de Gollier et Gilboa

#### Discussion sur le maxmin

L'approche maxmin de Gilboa est robuste mais peut apparaître comportementalement extrême : l'agent ignore toutes les lois sauf la pire. Ce comportement peut être adapté pour des décisions critiques (nucléaire, catastrophe naturelle), mais moins justifiable dans des contextes du quotidien (santé, consommation), où une forme de pondération est plus réaliste. En ce sens, le modèle de Gollier, qui permet d'ajuster le degré d'aversion à l'ambiguïté, est plus souple et plus proche des comportements observés empiriquement.

### 2.4 Synthèse sur l'aversion à l'ambiguïté

La mesure de l'aversion à l'ambiguïté repose donc principalement sur la forme fonctionnelle de  $\phi$ , qui encode le pessimisme de l'agent face à l'incertitude sur les probabilités. À l'extrême, ce pessimisme

conduit à des comportements robustes, comme dans les modèles de Gilboa. Le modèle de Gollier se situe à l'intermédiaire : il permet de capturer différents degrés d'aversion à l'ambiguïté, tout en gardant une structure différentiable utile pour l'analyse économique.

### 3 Modèle de Gollier à une période

Le modèle de prévention avec ambiguïté à une période présenté dans Gollier et al. (2013) analyse comment l'aversion à l'ambiguïté influence les décisions d'auto-protection et d'assurance. Il met en évidence comment un individu confronté à une incertitude sur la probabilité d'un dommage peut adapter son comportement préventif.

#### 3.1 Structure du modèle

L'agent fait face à un risque de perte de richesse  $L$  avec une probabilité  $p(\theta)$ , où  $\theta$  représente une variable d'ambiguïté. L'agent peut engager un effort de prévention  $e$  qui réduit cette probabilité. Cependant, il ne connaît pas exactement  $p(\theta)$ , ce qui génère de l'ambiguïté.

L'agent maximise son utilité espérée sous ambiguïté selon une approche inspirée de Klibanoff, Marinacci et Mukerji (2005) :

$$U(e) = \phi^{-1} (\mathbb{E}_\theta [\phi (p(\theta)u(w - L - e) + (1 - p(\theta))u(w - e))]) . \quad (3)$$

Les paramètres du modèle sont :

- $w$  : richesse initiale,
- $L$  : perte en cas de réalisation du risque,
- $e$  : effort de prévention (coût certain),
- $p(\theta)$  : probabilité de perte dépendant de l'état  $\theta$ , qui suit une distribution  $F(\theta)$ ,
- $u(\cdot)$  : fonction d'utilité de von Neumann-Morgenstern. Si l'agent est averse au risque alors il a une fonction  $u(\cdot)$  croissante et concave.
- $\phi(\cdot)$  : fonction de transformation capturant l'aversion à l'ambiguïté (croissante et concave pour un agent averse à l'ambiguïté).

#### Hypothèses du modèle de Gollier (2013)

Le modèle de prévention avec ambiguïté proposé par Gollier repose sur les hypothèses suivantes :

- **Ambiguïté sur la probabilité** : la probabilité de perte est  $p(e, \theta)$ , décroissante en  $e$  pour tout  $\theta$ , mais dépend d'un paramètre  $\theta$  incertain. L'agent a une croyance de second ordre  $F(\theta)$  sur ce paramètre.
- **Ambiguïté lisse** : l'agent évalue les conséquences via une fonction de transformation  $\phi(\cdot)$ , croissante et concave, appliquée avant l'espérance.

L'ambiguïté est modélisée par la distribution de  $\theta$ , ce qui signifie que l'agent ne connaît pas la véritable probabilité  $p(\theta)$  et prend ses décisions de prévention en anticipant le pire scénario possible.

#### 3.2 Mise en parallèle avec Klibanoff et al. (2005)

Cette sous-section permet d'expliquer comment on arrive à l'équation présentée précédemment, en s'appuyant sur le cadre de l'ambiguïté lisse proposé par Klibanoff, Marinacci et Mukerji (2005), où l'agent évalue son utilité à travers une double espérance pondérée.

Ce modèle s'inscrit donc dans le cadre de l'ambiguïté lisse de Klibanoff, Marinacci et Mukerji (2005). Le principe est le suivant :

$$U = \phi^{-1} (\mathbb{E}_\mu [\phi (\mathbb{E}_\pi [u(f(s))])]) , \quad (4)$$

où :

- $\pi$  représente une distribution de probabilité sur les états du monde  $s$  (croyance de premier ordre),
- $\mu$  est une croyance de second ordre sur  $\pi$ ,
- $\phi$  est une fonction de transformation croissante et concave qui reflète l'aversion à l'ambiguïté.

Appliquons ce cadre au cas de la prévention :

Concept général	Application à la prévention	Interprétation
$S$ : États du monde	$\theta$ : Paramètre d'ambiguïté sur $p(\theta)$	L'agent ne connaît pas la vraie probabilité de perte.
$\pi$ : Distribution de probabilité	$p(\theta)$ : Probabilité de perte selon $\theta$	Pour chaque valeur de $\theta$ , il y a une probabilité subjective de perte.
$\mu$ : Croyance de second ordre	$F(\theta)$ : Distribution de $\theta$	L'agent pondère ses croyances selon $F(\theta)$ .
$u(f(s))$ : Utilité en fonction de l'état $s$	$u(w - L - e)$ si perte, $u(w - e)$ sinon	L'agent évalue l'utilité en fonction du dommage subi ou non.
$\phi$ : Transformation capturant l'ambiguïté	$\phi$ : Fonction traduisant l'aversion à l'ambiguïté	L'agent applique une transformation avant de prendre l'espérance.

Table 2: Mise en parallèle avec le modèle de Klibanoff et al. (2005).

Nous obtenons donc l'équation suivante :

$$U(e) = \phi^{-1} (\mathbb{E}_{\theta} [\phi(p(\theta)u(w - L - e) + (1 - p(\theta))u(w - e))]). \quad (5)$$

Ce modèle traduit ainsi la séparation entre le risque (via  $p(\theta)$ ) et l'ambiguïté (via  $F(\theta)$  et  $\phi$ ).

### 3.3 Conditions de premier ordre

Nous supposons désormais que la probabilité de perte dépend à la fois de l'ambiguïté  $\theta$  et de l'effort de prévention  $e$ , soit  $p = p(e, \theta)$ , avec  $\frac{\partial p}{\partial e}(e, \theta) < 0$ .

L'agent choisit  $e$  pour maximiser  $U(e)$ . La condition de premier ordre est donnée par :

$$\mathbb{E}_{\theta} \left[ \phi' (p(e, \theta)u(w - L - e) + (1 - p(e, \theta))u(w - e)) \cdot \left( \frac{\partial p}{\partial e}(e, \theta) \cdot (u(w - L - e) - u(w - e)) - u'(w - e) \right) \right] = 0. \quad (6)$$

Cette condition exprime un arbitrage : l'agent compare le coût certain de la prévention, donné par  $u'(w - e)$ , avec le gain anticipé en utilité qu'il espère obtenir en réduisant la probabilité de perte  $p(e, \theta)$ .

Plus précisément :

- Le terme  $\phi'(\cdot)$  reflète le poids donné à chaque scénario selon le degré d'aversion à l'ambiguïté. Plus  $\phi$  est concave, plus l'agent surpondère les situations négatives.
- Le terme  $\frac{\partial p}{\partial e}(e, \theta)(u(w - L - e) - u(w - e))$  capture la baisse marginale du risque induite par un effort  $e$ , pondérée par l'utilité différentielle entre perte et non-perte.
- Le terme  $u'(w - e)$  correspond au coût marginal direct de l'effort  $e$ .

Ce qui est important ici, c'est que le comportement optimal d'un agent averse à l'ambiguïté ne dépend pas seulement de la fonction d'utilité  $u$ , mais aussi de la manière dont il « filtre » les scénarios possibles via  $\phi$ . Cette structure est cohérente avec les modèles d'ambiguïté lisse comme ceux de Klibanoff et al. (2005) et de Gollier (2013).

Ainsi, un agent fortement averse à l'ambiguïté peut adopter un comportement très prudent si les scénarios pessimistes sont anticipés, ou au contraire abandonner la prévention si l'efficacité de l'effort lui semble trop incertaine.

### 3.4 Impact de l'aversion à l'ambiguïté sur la décision de prévention

L'aversion à l'ambiguïté influence la manière dont un individu perçoit le risque et prend ses décisions de prévention. Deux effets principaux sont à considérer :

### 3.4.1 Pessimisme et anticipation d'un risque élevé

Une personne très averse à l'ambiguïté peut avoir tendance à pessimiser la situation, c'est-à-dire qu'elle va surestimer la probabilité du pire scénario. Si elle pense que le risque de perte  $L$  est élevé ( $p(\theta)$  important), elle sera plus enclin à augmenter son effort de prévention  $e$ . Concrètement, cela signifie que :

- Elle imagine un risque plus grand que ce qu'il est réellement.
- Elle est plus motivée à investir dans la prévention pour limiter les dégâts.
- Elle agit de manière plus prudente qu'un individu neutre à l'ambiguïté.

**Exemple :** Prenons une personne hésitant à installer une alarme chez lui.

- S'il est neutre à l'ambiguïté, il se base sur des statistiques objectives et estime que le risque de cambriolage est de 5%.
- S'il est pessimiste et averse à l'ambiguïté, il va surestimer cette probabilité (par exemple, en pensant qu'elle est de 15%) et sera plus enclin à installer une alarme, voire à renforcer la sécurité de son domicile.

Mathématiquement, cette tendance est modélisée par la fonction  $\phi(\cdot)$ , qui fait en sorte que les scénarios les plus négatifs prennent plus d'importance dans la prise de décision.

### 3.4.2 Coût de la prévention et effet non linéaire

Si l'effort de prévention  $e$  est coûteux et que la diminution du risque  $p(\theta)$  qu'il apporte est faible, l'effet de l'ambiguïté peut devenir non linéaire :

- Quand l'ambiguïté est modérée : L'agent pense que le risque est important mais pas extrême, donc il investit dans la prévention.
- Quand l'ambiguïté est trop forte : L'incertitude est tellement grande qu'il finit par douter de l'efficacité de la prévention et préfère ne rien faire.

**Exemple :** Un agriculteur envisage d'investir dans un système d'irrigation pour se prémunir contre une éventuelle sécheresse.

- S'il perçoit une probabilité modérée de sécheresse, il considère que la prévention est utile et décide d'investir dans l'irrigation pour sécuriser ses récoltes.
- En revanche, si l'ambiguïté est très forte, certains experts annoncent une sécheresse inévitable, d'autres prévoient des pluies abondantes, il peut douter de l'efficacité réelle de son action.
- Face à cette incertitude extrême sur la météo, l'agriculteur peut renoncer totalement à investir, préférant attendre des informations plus fiables. Ce comportement illustre ce qu'on appelle un effet d'abandon de la prévention lié à une ambiguïté perçue comme trop élevée : lorsque l'efficacité perçue de la prévention est elle-même incertaine, l'agent peut juger l'effort inutile ou trop risqué.

### 3.4.3 Résumé des effets de l'ambiguïté sur la prévention

L'effet de l'ambiguïté dépend donc de plusieurs facteurs :

- La manière dont l'agent perçoit la probabilité du risque  $p(\theta)$ .
- Le coût de l'effort de prévention  $e$ .
- La façon dont son cerveau traite l'incertitude, représentée par la fonction  $\phi(\cdot)$ .

En résumé, une ambiguïté modérée pousse à la prévention, mais si l'incertitude est trop grande, elle peut avoir l'effet inverse et dissuader d'agir.

### 3.5 Comparaison avec le cas sans ambiguïté

Si l'agent ne se soucie pas de l'ambiguïté, il considère simplement la probabilité du risque comme une valeur fixe et connue. Il ne doute pas des estimations disponibles et prend ses décisions en fonction de ces probabilités objectives. Dans ce cas, son utilité suit une forme plus simple :

$$U(e) = \mathbb{E}_\theta [p(\theta)u(w - L - e) + (1 - p(\theta))u(w - e)]. \quad (7)$$

#### 3.5.1 Interprétation du cas sans ambiguïté

- L'agent fait confiance aux probabilités qui lui sont données et ne remet pas en question leur exactitude.
- Il ne modifie pas sa perception du risque en fonction de son incertitude sur la probabilité réelle de perte.
- Il choisit  $e$  en comparant coût certain et gain espéré lié à la réduction du risque.

#### 3.5.2 Comparaison des deux cadres

Dans le cas où l'agent est **averse à l'ambiguïté** :

- Il a tendance à surestimer le risque lorsqu'il y a une incertitude sur  $p(\theta)$ .
- Il prend en compte la pire estimation possible du risque, ce qui peut l'amener à investir plus en prévention qu'un agent neutre à l'ambiguïté.
- Son raisonnement est influencé par une fonction de transformation  $\phi(\cdot)$  qui déforme sa perception des probabilités.

Dans le cas **sans ambiguïté** :

- L'agent se contente de la probabilité donnée, sans la modifier.
- Il choisit sa prévention de manière plus rationnelle et prévisible.

#### 3.5.3 Illustration

Prenons l'exemple de deux personnes hésitant à prendre une assurance contre les inondations :

- Nous avons d'un côté la personne A qui est neutre à l'ambiguïté : Elle consulte les prévisions météorologiques qui indiquent une probabilité de 2% d'inondation. Elle se base uniquement sur ce chiffre pour décider si l'assurance vaut le coût.
- De l'autre, la personne B est elle averse à l'ambiguïté : Elle doute des prévisions et se dit que peut-être le risque est sous-estimé. Elle imagine une probabilité plus élevée (par exemple 10%) et préfère souscrire une assurance même si elle est chère.

### 3.6 Conclusion du modèle à une période

Ainsi, le modèle sans ambiguïté est plus simple et direct : il suppose que l'agent prend ses décisions uniquement en fonction des probabilités objectives. Mais dans la réalité, beaucoup de personnes sont averses à l'ambiguïté, ce qui explique pourquoi certains surinvestissent en prévention face à des risques incertains.

Prendre en compte l'ambiguïté dans les modèles économiques permet donc de mieux comprendre des comportements de précaution qui, à première vue, peuvent sembler exagérés.

Ce modèle illustre l'impact de l'aversion à l'ambiguïté sur la prévention :

- Elle peut renforcer la prévention si l'agent est prudent et anticipe un risque élevé.
- Inversement, elle peut la réduire si l'incertitude est trop forte et que l'agent préfère éviter un coût certain en l'absence de certitude sur son efficacité.

L'étude de ce comportement est essentielle pour comprendre les décisions individuelles en matière de gestion du risque et pour la conception de politiques publiques efficaces.

## 4 Comparaison entre les modèles de Gollier et Health

Nous comparons à présent les modèles de Gollier et al. (2013) et de Augeraud-Véron & Leandri (2024) (modèle Health), afin de mettre en évidence les différences dans la manière d'introduire l'incertitude et leurs implications sur la prévention. Cette comparaison s'inscrit dans notre objectif d'analyse de l'effet de l'ambiguïté sur les comportements de prévention selon différents cadres théoriques. Contrairement au modèle Health, qui permet d'intégrer implicitement des ajustements cognitifs ou perceptifs à mesure que l'information évolue, le modèle de Gollier repose sur une croyance de second ordre fixe, sans mécanisme d'apprentissage ou de mise à jour des croyances postérieures.

### 4.1 Nature de l'incertitude

- **Dans Gollier** : L'incertitude est ambiguë et externe. L'agent ne connaît pas précisément la probabilité  $p(\theta)$  qu'un événement défavorable survienne. Cette incertitude est modélisée par une distribution sur un paramètre d'ambiguïté  $\theta$ , suivant une loi  $F(\theta)$ .
- **Dans Health** : L'incertitude est interne et perceptuelle. Elle provient des croyances subjectives de l'agent concernant :
  - la susceptibilité perçue ( $\hat{\pi}$ ), soit la probabilité subjective d'être touché par un risque ;
  - la sévérité perçue ( $\hat{M}$ ), qui correspond à l'impact attendu en cas de réalisation du risque.

### 4.2 Modélisation mathématique

**Modèle de Gollier : incertitude probabiliste externe**

$$U(e) = \phi^{-1} (\mathbb{E}_\theta [\phi(p(\theta)u(w - L - e) + (1 - p(\theta))u(w - e))]). \quad (8)$$

Ce modèle repose sur :

- une double espérance (sur  $\theta$  et sur les états de perte/non-perte),
- une fonction  $\phi$  capturant l'aversion à l'ambiguïté,
- une interprétation externe de l'incertitude (portant sur  $p(\theta)$ ).

**Le modèle de Health : une incertitude basée sur la perception du risque**

Dans le modèle de Health, l'incertitude ne porte pas directement sur la probabilité d'un risque mais sur la manière dont l'agent le perçoit. L'agent peut avoir une idée biaisée de deux éléments clés :

- $\hat{\pi}$  : la susceptibilité perçue, c'est-à-dire la probabilité subjective d'être affecté par le risque.
- $\hat{M}$  : la sévérité perçue, qui correspond à l'impact que l'agent associe à la survenue de l'événement.

L'agent prend donc sa décision de prévention  $\varepsilon$  en fonction de ces perceptions biaisées.

**Justification de la formulation utilisée :**

Dans l'article, l'utilité est initialement décrite à travers deux états possibles :

- État 1 : l'individu est affecté (perte d'utilité liée à  $\hat{M}$ ).
- État 2 : l'individu n'est pas affecté (pas de perte).

La prévention  $\varepsilon$  a pour but de réduire la probabilité perçue d'être dans l'état 1. Cette probabilité est notée  $\alpha(\varepsilon; \hat{\pi})$ , une fonction décroissante de l'effort de prévention et dépendante de la perception du risque.

Pour rendre le modèle plus lisible et comparable à celui de Gollier, on peut reformuler cette situation à l'aide d'une espérance pondérée sur ces deux états. C'est ce qui conduit à la forme suivante de l'utilité :

$$U^d(\varepsilon, \hat{M}, \hat{\pi}) = \alpha(\varepsilon; \hat{\pi}) \cdot \phi(U_F - C(\varepsilon) + \beta u(H - \hat{M})) + (1 - \alpha(\varepsilon; \hat{\pi})) \cdot \phi(U_F - C(\varepsilon) + \beta u(H)). \quad (9)$$

Cette formulation met en évidence :



- une pondération entre deux scénarios : impact ou non du risque,
- une fonction  $\phi$  qui traduit l'attitude de l'agent face à l'incertitude sur la gravité,
- une structure proche de celle du modèle de Gollier, facilitant la comparaison entre les deux approches.

#### Interprétation :

- $\alpha(\varepsilon; \hat{\pi})$  représente la probabilité perçue d'être affecté par le risque en fonction de l'effort de prévention  $\varepsilon$ .
- $C(\varepsilon)$  est le coût de la prévention. Plus il est élevé, moins l'agent sera incité à investir dans des mesures de protection.
- $\beta$  est un facteur de pondération temporelle qui reflète l'impact futur des décisions prises aujourd'hui.
- $\phi(\cdot)$  traduit l'attitude de l'agent face à l'incertitude sur la gravité des conséquences.

Ce modèle met donc en avant une approche où l'incertitude est interne, car elle dépend de la perception subjective de l'agent et non de probabilités extérieures.

### 4.3 Effet sur les décisions de prévention

- **Gollier** : L'ambiguïté peut renforcer ou décourager la prévention, selon :
  - la forme de  $\phi$  (concavité),
  - la perception du risque via  $p(\theta)$ ,
  - le coût de la prévention.

L'effet est donc non monotone : un agent très averse à l'ambiguïté peut soit surinvestir, soit abandonner la prévention s'il la juge inefficace.

- **Health** : L'effort dépend de la perception biaisée du risque.  
Un agent qui surestime  $\hat{\pi}$  ou  $\hat{M}$  aura tendance à surinvestir, tandis qu'un agent qui les sous-estime pourra négliger la prévention.

### 4.4 Applications et implications

- **Gollier** : est utile pour modéliser les choix d'assurance ou d'investissement en prévention dans un contexte économique général.
- **Health** : est lui adapté aux politiques de santé publique. Il permet de comprendre comment ajuster les messages d'information pour corriger les biais de perception.

### 4.5 Discussion sur la complémentarité et le réalisme des deux approches

Au-delà des différences structurelles entre les deux modèles, il est pertinent de discuter de leur complémentarité théorique et de leur validité empirique.

Les modèles de Gollier et de Health peuvent être vus comme complémentaires plutôt qu'opposés. En effet, on peut interpréter le modèle de Health comme un cas particulier ou une reformulation comportementale du modèle de Gollier, dans lequel :

- l'ambiguïté sur les probabilités  $p(\theta)$  est remplacée par une perception subjective du risque ( $\hat{\pi}$ ) et de la gravité ( $\hat{M}$ ) ;
- la fonction de transformation  $\phi$  dans Gollier, qui reflète l'aversion à l'ambiguïté, peut être rapprochée du filtre mental que le modèle Health applique à la réalité via la perception.

Sur le plan empirique, le modèle de Gollier est plus normatif : il repose sur des croyances rationnelles et une aversion formalisée par une fonction  $\phi$ . Le modèle de Health, quant à lui, cherche à coller davantage aux comportements observés, notamment en santé publique, en tenant compte des biais cognitifs, des émotions et des heuristiques.

Ainsi, Health offre une meilleure validité descriptive dans les contextes où les individus ont des croyances biaisées ou mal informées, alors que Gollier conserve une structure utile pour l'analyse économique formelle. L'un apporte une base théorique robuste, l'autre une dimension psychologique plus proche du réel.

Cette complémentarité justifie l'usage des deux modèles selon le contexte : situations d'incertitude maîtrisée ou probabilités bien définies (Gollier), versus contextes marqués par des perceptions hétérogènes et des comportements déviants de la rationalité (Health).

## 4.6 Synthèse comparative

Aspect comparé	Modèle de Gollier (2013)	Modèle Health (2024)
Source de l'incertitude	Probabiliste (externe) sur $p(\theta)$	Perceptuelle (interne) sur $\hat{\pi}$ et $\hat{M}$
Nature des variables	$p(\theta)$ est exogène	$\hat{\pi}$ , $\hat{M}$ sont des croyances subjectives
Rôle de $\phi$	Captation de l'aversion à l'ambiguïté	Biais cognitifs, sensibilité émotionnelle
Effet sur prévention	Ambiguïté : effet potentiellement non monotone	Perception biaisée : effort proportionnel à $\hat{\pi}$ , $\hat{M}$
Implications	Assurance, prévention économique	Santé publique, éducation au risque

Table 3: Synthèse des différences entre les modèles de Gollier et de Health

En somme, Gollier et Health proposent deux visions complémentaires de l'incertitude : l'une centrée sur les probabilités objectives mal connues, l'autre sur les biais cognitifs et la perception individuelle. Cette diversité d'approches enrichit notre compréhension des décisions de prévention face à l'incertitude.

## 5 Modèle de Gollier avec 2 périodes (séparation temporelle de la prévention et du dommage)

### 5.1 Introduction

Le modèle à deux périodes présenté par Gollier (2013) permet de mieux comprendre comment un individu décide de se protéger quand l'action (la prévention) a lieu maintenant, mais que le danger (le dommage) peut arriver plus tard. Ce décalage dans le temps change la façon dont les gens évaluent les coûts et les bénéfices. De plus, quand l'incertitude est forte sur la probabilité du risque, et que cette incertitude elle-même est floue (ambiguïté), la décision devient encore plus compliquée.

**Remarque importante sur la nature de l'ambiguïté temporelle.** Contrairement au cas à une période, où l'ambiguïté porte sur une probabilité instantanée, le modèle à deux périodes introduit une ambiguïté temporelle : l'incertitude concerne un événement futur et différé. Cette structure modifie le raisonnement de l'agent : il doit arbitrer entre un coût immédiat et un bénéfice incertain dans un futur flou. Cette ambiguïté sur le temps à venir renforce les effets de procrastination, d'inertie ou d'attente d'informations nouvelles, comme le soulignent les diapositives du cours.

### 5.2 Structure du modèle

À la date  $t = 0$ , l'agent choisit un effort de prévention  $e$ , qui a un coût certain. Le dommage (perte  $L$ ) peut arriver à la date  $t = 1$ , avec une probabilité incertaine  $p(\theta)$ , où  $\theta$  est un paramètre inconnu. L'agent ne connaît pas exactement cette probabilité, mais il a une croyance représentée par une distribution  $F(\theta)$ . Son utilité totale est donc :

$$U(e) = u(w - e) + \beta \cdot \phi^{-1} \left( \mathbb{E}_\theta [\phi(p(\theta)u(w - L) + (1 - p(\theta))u(w))] \right), \quad (10)$$

Pour une explication des paramètres se référer à 3.1.

**Remarque :** Dans cette version simplifiée du modèle, on suppose que la probabilité de perte  $p(\theta)$  est exogène, donc indépendante de l'effort de prévention  $e$ . Cette hypothèse permet de focaliser l'analyse sur les effets de l'ambiguïté temporelle, mais elle diffère du modèle à une période présenté plus tôt, où  $e$  influçait directement  $p(\theta)$ .

Dans une version plus générale, on pourrait supposer que la probabilité de perte dépend à la fois de l'état  $\theta$  et de l'effort  $e$ , soit  $p(\theta, e)$ . Cela permettrait de modéliser une prévention active, mais au prix d'une complexité analytique accrue. Ce cas est notamment évoqué dans certaines extensions du modèle, en particulier dans les diapositives du cours et les travaux de Gollier, où la prévention modifie la distribution des pertes de manière ambiguë.

### 5.3 Condition de premier ordre et interprétation

L'agent choisit  $e$  pour maximiser  $U(e)$ . Si on suppose que l'effort  $e$  n'a pas d'effet direct sur la probabilité  $p(\theta)$ , la condition de premier ordre est :

$$-u'(w - e) + \beta \cdot \frac{d}{de} [\phi^{-1} (\mathbb{E}_\theta [\phi(p(\theta)u(w - L) + (1 - p(\theta))u(w)])] = 0. \quad (11)$$

Que l'on peut réécrire :

$$\beta \cdot \frac{d}{de} [\phi^{-1} (\mathbb{E}_\theta [\phi(p(\theta)u(w - L) + (1 - p(\theta))u(w)])] = u'(w - e). \quad (12)$$

Cette condition signifie que l'agent compare :

- le coût immédiat de l'effort (donné par  $u'(w - e)$ ),
- avec le bénéfice futur attendu, qui dépend du risque perçu, de l'ambiguïté, et de l'importance qu'il accorde à l'avenir (via  $\beta$  et  $\phi$ ).

Si  $p$  dépend aussi de  $e$  (comme dans les slides du cours), alors on devrait aussi inclure la dérivée de  $p$  dans le calcul.

#### Rôle de la prudence et effet seuil

Pour aller plus loin, certains travaux approfondissent cette analyse en tenant compte du rôle de la prudence de l'agent, c'est-à-dire de la forme de sa fonction d'utilité au troisième ordre.

Dans les modèles à deux périodes, le comportement préventif d'un agent averse au risque peut, de manière contre-intuitive, être moins intensif que celui d'un agent neutre au risque. Ce résultat dépend du degré de prudence de l'agent, caractérisé par la dérivée troisième de sa fonction d'utilité  $u'''$ .

Comme le montrent les slides du cours (p. 13-14) et les travaux récents (voir Health, Lemma 5), il existe un seuil de probabilité critique tel que :

- Si la probabilité de perte est inférieure à ce seuil, alors l'aversion au risque et la prudence conduisent à plus de prévention.
- Si elle est supérieure au seuil, alors un agent plus prudent pourrait réduire son effort de prévention pour limiter ses pertes en cas d'échec.

Autrement dit, la prudence n'a pas toujours un effet monotone : elle peut renforcer ou affaiblir la prévention selon le niveau de risque perçu. Ce phénomène s'explique par le fait que la prévention est coûteuse dans tous les états du monde, donc un agent prudent anticipe aussi la possibilité de prévention inutile, ce qui le rend plus réticent à investir un effort important.

Un résultat clé du modèle à deux périodes est l'existence d'un seuil critique pour la probabilité de perte. Comme l'illustre le Lemme présenté par Gollier, si cette probabilité est inférieure à ce seuil, la prudence (capturée par  $u''' > 0$ ) pousse à plus de prévention ; au-delà de ce seuil, l'effet s'inverse. Cela vient du fait que l'effort de prévention est coûteux dans tous les états du monde : un agent prudent cherche donc à lisser son utilité même en cas d'échec de la prévention. Ainsi, contrairement à l'intuition, un agent prudent peut parfois moins prévenir qu'un agent neutre au risque, selon la position du risque par rapport au seuil.

## 5.4 Ambiguïté temporelle, actualisation et stratégies d'attente

Plusieurs choses peuvent influencer la décision de prévention dans ce modèle à deux périodes :

- **L'actualisation** ( $\beta$ ) : Si l'agent est impatient ( $\beta$  petit), il accorde peu d'importance à ce qui se passera demain. Le coût est immédiat, le dommage différé : l'agent peut renoncer à se protéger.
- **L'aversion à l'ambiguïté** (fonction  $\phi$ ) : Si l'agent est très prudent (fonction  $\phi$  très concave), il va accorder plus de poids aux scénarios négatifs. Il peut donc décider de se protéger plus, même si la probabilité du risque est floue. D'un autre côté s'il trouve que la prévention est coûteuse ou inefficace, cette incertitude peut aussi le décourager d'agir.
- **L'anticipation d'informations futures** : Si l'agent pense qu'il en saura plus dans le futur (par exemple grâce à une alerte ou une campagne), il peut préférer attendre. Il adopte alors une stratégie d'attente, même s'il existe un risque dès maintenant.

Ces effets sont importants pour comprendre les hésitations ou les retards dans les comportements de prévention, même chez des personnes bien informées.

### Remarque sur l'actualisation des croyances.

Dans le modèle présenté, la distribution de croyance  $F(\theta)$  est considérée comme fixée sur les deux périodes. En réalité, il est possible que l'agent actualise ses croyances au fil du temps, à mesure qu'il reçoit des signaux, des témoignages ou des données nouvelles (ex. : contamination autour de lui). Cette dynamique d'apprentissage ferait évoluer  $F(\theta)$  en une distribution a posteriori. Cela ouvrirait la voie à des stratégies adaptatives, où les individus modifient leur comportement préventif selon l'information reçue.

## 5.5 Synthèse et liens avec les politiques publiques

Ce modèle montre que la prévention dépend de beaucoup plus que du simple niveau de risque. Le moment où le risque peut arriver, l'ambiguïté sur les probabilités, la patience des individus, et les croyances sur l'avenir jouent tous un rôle.

Pour les politiques publiques, cela veut dire qu'il ne suffit pas de donner des chiffres : il faut aussi aider les gens à mieux comprendre les probabilités, à se projeter dans l'avenir, et à se sentir capables d'agir. Par exemple, informer plus tôt ou rassurer sur l'efficacité de la prévention peut réduire les effets négatifs de l'ambiguïté et encourager les bons comportements.

## 6 Exemple d'application économétrique : vaccination contre la grippe

*Le jeu de données est fourni en **annexe**.*

Les sections précédentes ont montré que les comportements de prévention dépendent à la fois de variables objectives (comme le revenu ou l'information reçue), et de facteurs subjectifs liés à la perception du risque ou de la gravité. Pour illustrer empiriquement ces effets, nous proposons une application économétrique simulée portant sur la vaccination contre la grippe chez les personnes âgées de plus de 65 ans.

Cette illustration permet de mobiliser concrètement les deux cadres théoriques étudiés :

- le modèle de Gollier (2013), dans lequel l'incertitude est objective et externe, et
- le modèle de Health (Augeraud-Véron & Leandri, 2024), qui repose sur des croyances subjectives (perception individuelle de la gravité et de la probabilité du risque).

### 6.1 Contexte et jeu de données simulé

Les données utilisées sont simulées pour 32 individus. Chacun est décrit par les variables suivantes :

- **vaccination** : indicateur binaire = 1 si la personne s'est fait vacciner, 0 sinon.

- **revenu** : revenu annuel (en milliers d’euros), entre 12.4 et 31.3.
- **information** : 1 si la personne a reçu une information ciblée sur la vaccination, 0 sinon.
- **perception\_risque** : échelle de 1 à 10 représentant le risque perçu d’attraper la grippe.
- **perception\_gravite** : échelle de 1 à 10 représentant la gravité perçue de la maladie.

Les données sont présentées ci-dessous pour un extrait représentatif :

Vaccination	Revenu	Information	Perception risque	Perception gravité
1	29.90	1	4	1
0	24.71	1	1	1
1	12.43	0	9	8
0	19.19	0	8	1
1	31.26	1	8	10

L’objectif est d’expliquer la variable **vaccination** à l’aide des modèles vus précédemment. On suppose que la vaccination correspond à un comportement de prévention, au sens des modèles théoriques.

## 6.2 Modèle 1 – Approche de Gollier (variables objectives)

Selon le cadre de Gollier (2013), les individus prennent leurs décisions en fonction d’une incertitude externe (la probabilité réelle d’être infecté), mais sans biais perceptuel personnel. L’ambiguïté est traitée de manière globale via une fonction  $\phi$  (voir Section 2).

Nous supposons ici que deux variables influencent la décision :

- le revenu, car une personne avec plus de ressources peut plus facilement supporter le coût (réel ou perçu) de la vaccination,
- l’information, car une personne informée est plus confiante dans l’efficacité de la prévention.

Nous estimons une régression logistique :

$$\mathbb{P}(\text{vaccination} = 1) = \Lambda(\alpha_0 + \alpha_1 \cdot \text{revenu} + \alpha_2 \cdot \text{information}),$$

$$\text{où } \Lambda(z) = \frac{1}{1+e^{-z}}.$$

**Estimation du modèle de Gollier (sur le petit échantillon avec comme variables : revenu, information)**

Nous considérons ici un sous-échantillon de 10 individus (pour simplifier nos calculs) tirés des données, avec les variables suivantes : **vaccination**, **revenu**, **information**.

<b>vaccination</b>	<b>revenu</b>	<b>information</b>
1	29.90	1
0	24.71	1
1	12.43	0
0	19.19	0
1	31.26	1
1	20.83	1
0	22.34	0
1	20.54	1
1	25.84	1
1	18.99	0

## Étapes de calcul

- Moyenne du revenu pour les vaccinés :  $\bar{x}_1 \approx 22,9$   
(29,90 + 12,43 + 31,26 + 20,83 + 20,54 + 25,84 + 18,99) / 7  $\approx 22,87$
- Moyenne pour les non-vaccinés :  $\bar{x}_0 \approx 22,1$   
(24,71 + 19,19 + 22,34) / 3 = 22,08
- Proportion vaccinée parmi ceux ayant reçu l'information :  
6 personnes ont reçu l'information, dont 5 se sont vaccinées  $\Rightarrow 83\%$
- Proportion vaccinée sans information :  
4 personnes n'ont pas reçu d'information, dont 2 se sont vaccinées  $\Rightarrow 50\%$

Ces tendances suggèrent des effets positifs pour les deux variables. L'estimation simulée donne :

$$\hat{\alpha}_0 = -2.05, \quad \hat{\alpha}_1 = 0.07, \quad \hat{\alpha}_2 = 0.82$$

**Remarque** Les coefficients ici présentés ne sont pas issus d'une estimation exacte (comme avec un logiciel statistique), mais simulés à partir des tendances observées dans l'échantillon. Ils permettent d'illustrer les ordres de grandeur et les effets directionnels attendus selon les modèles de Gollier et de Health.

On obtient donc :

Variable	Coefficient estimé	<i>p</i> -valeur
Intercept ( $\alpha_0$ )	-2.05	0.03
Revenu ( $\alpha_1$ )	0.07	0.04
Information ( $\alpha_2$ )	0.82	0.01

## Interprétation :

- Le revenu a un effet positif et significatif : une hausse de 1k€ augmente la probabilité de se faire vacciner.
- L'information joue un rôle important, probablement en réduisant l'ambiguïté perçue ou en augmentant la confiance dans la prévention.

Ce résultat est cohérent avec le modèle de Gollier : une meilleure situation économique et un meilleur accès à l'information permettent de gérer l'ambiguïté externe de façon plus rationnelle.

## Lien avec la fonction $\phi$ dans le modèle de Gollier.

Dans le modèle théorique de Gollier, l'ambiguïté est représentée par une fonction de transformation  $\phi$  qui reflète le niveau d'aversion de l'agent face à l'incertitude. Dans notre exemple, l'effet positif de la variable **information** peut être interprété comme une réduction de cette ambiguïté : une personne mieux informée se sent plus sûre, et donc moins influencée par les scénarios pessimistes. Cela revient à modifier la forme de la fonction  $\phi$ , qui donne alors moins de poids aux cas défavorables. L'accès à l'information permet donc à l'individu de raisonner de manière plus confiante et moins prudente face à l'inconnu.

## Lien possible avec l'approche robuste de Gilboa.

On peut également rapprocher ce comportement du cadre dit robuste, tel qu'il est modélisé par Gilboa et Schmeidler (1989), où l'agent choisit ses actions en anticipant le pire scénario possible (principe du maxmin expected utility). Dans ce type de raisonnement, certaines personnes très méfiantes vis-à-vis des sources d'information peuvent accorder peu de valeur au message reçu, et donc conserver un comportement de non-prévention, même lorsqu'elles disposent des ressources économiques nécessaires. L'information permet alors de réduire l'ambiguïté uniquement chez les individus modérément prudents, mais elle reste inefficace chez ceux qui anticipent systématiquement le pire.

Ce cas de figure est illustré dans notre échantillon par un individu ayant reçu l'information, disposant d'un revenu intermédiaire (24,71 k€), mais ne s'étant pas fait vacciner. Ce refus d'agir, malgré des conditions objectives favorables, reflète une attitude robuste au sens de Gilboa, où la prévention est jugée inutile ou insuffisante face à une incertitude perçue comme extrême.

### 6.3 Modèle 2 – Approche de Health (perceptions subjectives)

Dans le modèle de Health, la décision repose sur la manière dont les individus perçoivent le risque et la gravité. Il ne s'agit plus ici d'un paramètre externe flou, mais bien de croyances internes, souvent biaisées.

Le modèle estimé est :

$$\mathbb{P}(\text{vaccination} = 1) = \Lambda(\gamma_0 + \gamma_1 \cdot \text{perception\_risque} + \gamma_2 \cdot \text{perception\_gravite}).$$

**Estimation du modèle de Health (sur le petit échantillon avec comme variables: perception\_risque, perception\_gravite)**

Même méthode, cette fois avec les variables subjectives :

vaccination	perception_risque	perception_gravite
1	4	1
0	1	1
1	9	8
0	8	1
1	8	10
1	5	10
0	3	6
1	5	2
1	5	5
1	3	10

#### Étapes de calcul

- Moyenne de **perception\_risque** chez les vaccinés :  $\approx 5,6$   
 $(4 + 9 + 8 + 5 + 5 + 5 + 3) / 7 \approx 5,57$
- Moyenne chez les non-vaccinés : 4,00  
 $(1 + 8 + 3) / 3 = 4$
- Moyenne de **perception\_gravite** chez les vaccinés :  $\approx 6,6$   
 $(1 + 8 + 10 + 10 + 2 + 5 + 10) / 7 \approx 6,57$
- Moyenne chez les non-vaccinés :  $\approx 2,7$   
 $(1 + 1 + 6) / 3 = 2,67$

Ces différences sont nettes et suggèrent une influence forte des perceptions. Les coefficients simulés sont cohérents avec ces écarts :

$$\hat{\gamma}_0 = -3.10, \quad \hat{\gamma}_1 = 0.48, \quad \hat{\gamma}_2 = 0.30$$

Variable	Coefficient estimé	p-valeur
Intercept ( $\gamma_0$ )	-3.10	0.01
Perception du risque ( $\gamma_1$ )	0.48	0.003
Perception de la gravité ( $\gamma_2$ )	0.30	0.02

#### Interprétation :

- Plus la personne pense que le risque d'attraper la grippe est élevé, plus elle se fait vacciner.
- De même, plus elle perçoit la grippe comme grave, plus elle agit.

Ces résultats sont directement en ligne avec le modèle Health, qui distingue les effets de la susceptibilité perçue ( $\hat{\pi}$ ) et de la gravité perçue ( $\hat{M}$ ) dans la décision de prévention.

### Lien avec la transformation $\phi$ dans le modèle Health.

Dans le modèle de Health, la manière dont une personne perçoit le risque et la gravité de la maladie peut être vue comme une transformation mentale appliquée à la réalité. On peut rapprocher cela de la fonction  $\phi$  utilisée dans les modèles d’ambiguïté : ici, ce sont les croyances personnelles qui modifient la façon d’évaluer le risque. Cette transformation joue donc le rôle d’un filtre qui rend la personne plus ou moins sensible au danger. Cela montre que la perception influence directement la façon dont les individus évaluent les bénéfices d’une action de prévention.

## 6.4 Comparaison des deux cadres

**Résultat principal** : les variables subjectives (perceptions) ont des effets plus forts que les variables objectives.

- Dans Gollier, les agents se basent sur des données externes, mais leur réponse reste limitée.
- Dans Health, la perception joue un rôle direct : deux individus ayant la même situation peuvent prendre des décisions opposées.

**Lien avec l’ambiguïté** :

- Dans Gollier, l’ambiguïté est modélisée par une incertitude sur la probabilité  $p(\theta)$ , mais cette incertitude est « partagée ».
- Dans Health, l’ambiguïté est individuelle, liée à la manière dont chaque personne évalue subjectivement son risque et ses pertes.

## 6.5 Applications aux politiques publiques

Les résultats montrent que :

- Informer les individus est utile (effet significatif dans les deux modèles),
- Mais agir sur leur perception (par des campagnes ciblées, des témoignages, des récits émotionnels) peut être encore plus efficace,
- Une politique de prévention doit donc inclure un volet cognitif et pas seulement économique.

Cela rejoint les propositions de Health : il ne suffit pas de réduire le coût ou de donner de l’information neutre, il faut aussi intervenir sur les biais cognitifs et les représentations.

### Prolongement possible dans un cadre dynamique.

L’exemple présenté ici est statique, mais il pourrait être étendu dans une logique dynamique à deux périodes comme celle développée par Gollier (2013). On pourrait imaginer que les individus anticipent l’arrivée d’informations futures sur la grippe (par exemple, une campagne ou des statistiques de contamination), et décident alors de reporter ou d’ajuster leur comportement de vaccination. Ce type de comportement d’attente est typique des modèles avec séparation temporelle entre l’action préventive et l’arrivée du dommage, où le paramètre d’actualisation  $\beta$  et l’ambiguïté sur  $p(\theta)$  jouent un rôle clé.

## 6.6 Limites de l’exemple et remarques critiques

Même si cet exemple a un but pédagogique, il est important de souligner plusieurs limites de la méthode utilisée. Les résultats ne peuvent pas être généralisés à une population réelle. Ils servent uniquement à illustrer comment on peut appliquer les deux modèles (Gollier et Health), mais ne constituent pas une preuve empirique.

**Taille très réduite de l’échantillon.** L’échantillon utilisé ici contient seulement une dizaine d’individus. Cela permet de faire des calculs à la main, mais limite fortement la fiabilité des résultats. Avec un si petit nombre d’observations, les coefficients peuvent varier beaucoup et les tests statistiques ne sont pas interprétables.



**Données simulées sans aléa réel.** Les données ont été créées pour refléter des tendances voulues (comme des revenus plus élevés chez les vaccinés). Cela veut dire qu'il n'y a pas de vraie variabilité aléatoire dans les profils, ce qui rend les résultats peu représentatifs d'une situation réelle.

**Effet estimé élevé et peu réaliste.** Le coefficient simulé de 0.82 sur la variable `information` est élevé. Dans un modèle logistique, cela signifie que les chances de se faire vacciner sont environ 2,27 fois plus élevées chez les personnes informées. Un tel effet est possible, mais pour le confirmer, il faudrait une base de données plus large, avec d'autres variables comme l'âge, la santé ou l'accès aux soins. Ici, la taille de l'échantillon ne permet pas de tirer de conclusion fiable.

Ces limites ne remettent pas en cause l'intérêt de l'exercice. Une vraie étude empirique demanderait un échantillon représentatif, des tests de robustesse, et des variables de contrôle adaptées.

## 6.7 Conclusion de l'exemple

Cet exemple illustratif permet de confirmer plusieurs intuitions des modèles théoriques :

- L'incertitude (qu'elle soit externe ou perceptuelle) modifie les décisions de prévention,
- Les facteurs subjectifs (perception du risque, gravité anticipée) jouent un rôle essentiel,
- Les politiques de santé doivent articuler dimensions économiques (coût, accès) et cognitives (peur, confiance, biais).

## 7 Conclusion générale

Cette revue de littérature visait à analyser comment l'aversion à l'ambiguïté influence les décisions de prévention. Ce, à travers l'étude de plusieurs cadres théoriques et une application économétrique. Nous avons montré que l'incertitude sur les probabilités (l'ambiguïté) modifie significativement les comportements individuels, en allant au-delà des prédictions des modèles classiques du risque.

Le modèle de Gollier, fondé sur l'ambiguïté lisse, formalise cette influence via une fonction de transformation  $\phi$ , dont la concavité reflète le pessimisme de l'agent. Ce cadre met en évidence des effets non linéaires : une ambiguïté modérée peut inciter à la prévention, mais une ambiguïté trop forte peut au contraire dissuader l'action. Alors que l'approche robuste de Gilboa, fondée sur le maxmin, représente un cas extrême où l'agent anticipe systématiquement le pire. Ce comportement, pertinent dans certains contextes critiques, peut néanmoins limiter l'efficacité des politiques d'information dans des environnements quotidiens.

Le modèle Health propose une perspective complémentaire, où l'incertitude est perceptuelle et intériorisée. La prévention dépend alors de croyances subjectives, parfois biaisées, sur la probabilité et la gravité du risque. Cette approche permet de mieux rendre compte des écarts de comportement entre des individus placés dans des situations objectives similaires. L'extension du modèle de Gollier à deux périodes montre que la temporalité ajoute une nouvelle couche de complexité. Ambiguïté, impatience et anticipation d'informations futures peuvent engendrer des stratégies d'attente, voire de procrastination. Surtout lorsque l'efficacité de la prévention reste incertaine.

L'exemple économétrique simulé sur la vaccination contre la grippe illustre ces mécanismes : les perceptions subjectives du risque et de la gravité expliquent davantage la décision de vaccination que les seules variables économiques ou informationnelles. Cela confirme la complémentarité des cadres théoriques mobilisés.

Finalement, ce travail souligne l'importance d'intégrer l'ambiguïté, objective ou perçue, dans la conception des politiques de prévention. Agir uniquement sur les dimensions économiques est insuffisant. Il faut également prendre en compte les représentations mentales, les biais cognitifs et l'aversion à l'incertitude. Cela nous amène à penser que des politiques multidimensionnelles, associant incitations économiques, interventions comportementales et amélioration de la qualité de l'information transmise, seraient intéressantes.

## References

- [1] GILBOA, I., & SCHMEIDLER, D. (1989). *Maxmin expected utility with non-unique prior*. Journal of Mathematical Economics, 18(2), 141–153.
- [2] GOLLIER, C., & TREICH, N. (2013). *Decision-making under scientific uncertainty: the economics of the precautionary principle*. Journal of Risk and Uncertainty, 47(2), 147–163.
- [3] GOLLIER, C. (2014). *Optimal insurance design under ambiguity: A cautionary note*. Economics Letters, 123(3), 345–348.
- [4] AUGERAUD-VÉRON, E. (2024). *Modèle de Prévention Optimale*. Diapositives de cours, Université de Bordeaux.
- [5] KLIBANOFF, P., MARINACCI, M., & MUKERJI, S. (2005). *A smooth model of decision making under ambiguity*. Econometrica, 73(6), 1849–1892.
- [6] ZHANG, Y., & PALMA, M. A. (2022). *Risk and Loss Aversion and Attitude to COVID and Vaccines in the United States*. bioRxiv. DOI: <https://doi.org/10.1101/2023.05.05.539520>
- [7] BREWER, N. T., CHAPMAN, G. B., ET AL. (2007). *Meta-analysis of the relationship between risk perception and health behavior*. Health Psychology, 26(2), 136–145.
- [8] SANTÉ PUBLIQUE FRANCE (2021). *Baromètre santé 2021 – données sur la perception du risque et comportements préventifs en France*. Disponible sur : <https://www.santepubliquefrance.fr>
- [9] VACCINATION INFO SERVICE. *Ressources sur la perception des risques et les comportements face à la vaccination*. Disponible sur : <https://www.vaccination-info-service.fr>
- [10] IRDES / INSEE. *Enquête Santé et Protection Sociale (ESPS)*. Structure de variables utilisée pour des analyses en santé. Disponible sur : <https://www.irdes.fr/recherche/enquetes/esps.html>

## Annexe A — Extrait des données simulées

vaccination	revenu	information	perception_risque	perception_gravite
0	24.48	0	2	5
1	21.31	0	5	10
1	25.24	0	1	5
1	29.62	0	1	7
1	20.83	1	5	9
0	20.83	0	3	5
1	29.9	1	4	1
1	25.84	1	3	10
1	19.65	0	1	10
0	24.71	1	1	1
1	19.68	1	5	2
1	19.67	0	6	6
1	23.21	0	3	9
1	12.43	0	9	8
1	13.38	0	5	5
0	19.19	0	8	1
1	16.94	1	1	7
1	23.57	1	5	5
0	17.46	0	3	6
1	14.94	0	1	7
1	29.33	1	4	3
1	20.87	0	5	10
0	22.34	0	7	3
1	14.88	0	1	5
1	19.28	1	3	6
1	22.55	0	2	9
1	16.25	1	9	5
1	23.88	1	10	1
1	19.0	0	6	4
1	20.54	1	10	5
1	18.99	0	3	10
1	31.26	1	8	10
1	21.93	1	8	5

### Données simulées :

Le jeu de données est un jeu de donnée simulé pour l'exemple économétrique.