Étude sur la valeur économique du sauvé, par les services de secours, dans le cas du patrimoine industriel et des établissements recevant le public

Dorian Goninet

Service Départemental d'Incendie et de Secours des Bouches-du-Rhône	Jean-Paul Monet
Toulouse School of Economics	Nicolas Treich
Institut de Management Public et Gouvernance Territoriale	Anaïs Saint Jonsson
Institut Français de Sécurité Civile	Selim Allili

Septembre 2018

Abstract

Remerciements

Je voudrais adresser mes sincères remerciements à :

— Mon tuteur, le Lieutenant-Colonel Monet ;

— Mon deuxième tuteur, Monsieur Treich ;

— Toute l'équipe du SDIS13 ;

— Autres chercheurs ;

— Ma famille et mes amis.

Avec le soutient du Ministère de l'Intérieur. [LogoMI]

Sommaire

Chapitre 1

Introduction

1.1 Motivations & Objectifs

1.1.1 Présentation du service d'incendie et de secours

En France, le service départemental d'incendie et de secours [1] est un établissement public à caractère administratif gérant les sapeurs-pompiers au niveau d'un département. Chaque Sdis est désigné en lui ajoutant le numéro de son département.

Il faut noter que le département des Bouches-du-Rhône est représenté par le Sdis13 ainsi que par les militaires du bataillon de marins-pompiers de Marseille [2], qui défendent la ville de Marseille et son port maritime, tandis que le Sdis13 s'occupe du reste du département. Cette forme d'organisation est issue d'une décision prise en 1939. En effet, suite à un feu de grande ampleur dans le centre-ville de Marseille, le Bmpm a été créé.

{A quoi servent les Sdis ?}

Les Sdis assurent les missions suivantes :

- La prévention et l'évaluation des risques de sécurité civile ;
- La préparation des mesures de sauvegarde et d'organisation des moyens de secours ;
- La protection des personnes, des biens, et de l'environnement ;
- Le secours d'urgence aux personnes victimes d'accidents, de sinistres ou catastrophes ainsi que de leur évacuation.

1.1.2 Historique des Sdis français

Parler du financement des Sdis par les assurances, à l'époque, avant la première guerre mondiale [article de M. Schmauch].

1. Que l'on appellera Sdis tout au long de cette étude, ou Sdis13 pour nommer celui des Bouches-du-Rhône.
2. Que l'on appellera, de la même manière, Bmpm.

1.1.3 Problématique

1.2 Revue de littérature

1.2.1 En France

1.2.2 A l'étranger

1.3 Données

1.3.1 Recueil des données

1.3.2 Classification des données

1.3.3 Traitement des des données

Chapitre 2

Fondements théoriques

2.1 Principaux concepts

2.1.1 Définition des concepts

Avant d'introduire la théorisation de la valeur du sauvé, nous allons définir les principaux concepts qui seront utilisés afin de garantir la meilleure compréhension possible du chapitre.

Tout d'abord, la modélisation proposée ci-après [1] n'est le fruit que d'une théorisation complètement abstraite. En effet, afin de construire un modèle « simple », en étant pas moins simpliste, nous devrons introduire des variables fondamentales de ce qui constitue la valeur du sauvé en omettant les variables plus difficilement mesurables qui apportent peu de précision au modèle au regard de leur complexité de mise en place.

La construction d'une théorie scientifique peut s'articuler comme l'exprime la figure 2.1, mais de manière non-exhaustive. A la première étape du processus, une idée de comportement ou de lien entre certaines variables peut émerger dans l'esprit du scientifique. Il est possible de formuler des hypothèses quant à ces liens imaginés. La deuxième étape consiste à mathématiquement modéliser ces comportements afin de pouvoir obtenir des prédictions. L'écart des prédictions avec l'expérimentation — ou l'observation dans ce cas précis — permettra d'affiner la théorie en réfutant ou en validant des hypothèses. Ainsi, il est possible de redémarrer un cycle autant de fois que le lot d'hypothèse sera reformulé.

En outre, il ne faudra déduire, des principes et des hypothèses qui seront posés, aucune conséquence directe ou indirecte, à moins que celle-ci ne soit proposée explicitement. Prenons un exemple à titre d'illustration.

Exemple 2.1 Valeur conditionnelle du détruit**.**

La valeur du détruit d'un sinistre sera conditionnelle à l'intervention ou la non-intervention des pompiers[2]*. En effet, nous distinguerons les* $dégâts|intervention$[3] *des* $dégâts|nonintervention$*,*

1. Voir la section 2.2, page 8.
2. On le verra plus précisément dans la caractérisation théorique du sauvé — section 2.2.2, page 8.
3. La notation $x|y$ signifie « x sachant l'événement y ».

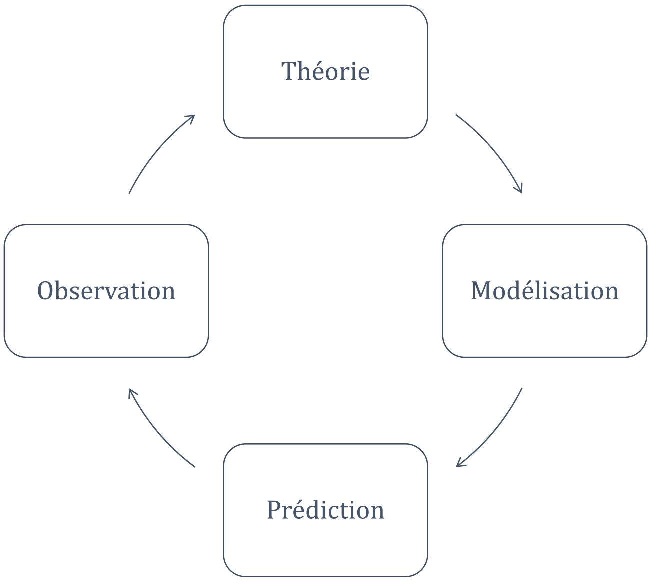

FIGURE 2.1 – Cycle de la méthode scientifique

puisque les deux valeurs peuvent être différentes[4]*. Et, ce qui importe ici, est de ne déduire, de la variable nonintervention rien d'autre que la non-intervention des pompiers. Nous pourrions nous poser la question de la justification de la non-intervention, ou bien des conséquences à long-terme d'une non-intervention, mais ce n'est pas le propos ici puisque la non-intervention est théorique.*

Un modèle mathématique a du sens si, à partir d'hypothèses simples ou peu nombreuses, il peut en découler un résultat « simple » au sens où sa facilité d'application permet de le confronter aux observations ou à l'expérimentation. Ainsi, certaines relations particulières entre variables peuvent être mises en évidence et permettent une meilleure compréhension de certains phénomènes ou de certains calculs, ce qui est l'objectif d'une modélisation, comme celle de la valeur du sauvé.

4. En fait, elles seront égales uniquement lorsque la valeur du détruit est maximale avant même l'intervention des pompiers, c'est-à-dire lorsque les dégâts seront les mêmes qu'il y ait, ou non, intervention.

2.1.2 Notations

En mathématiques, les notations servent à condenser et formaliser les énoncés. Elles permettent, après avoir été définies, d'améliorer la lisibilité de la modélisation d'une théorie. Voici une brève liste des notations qui seront utilisées.

x_i	valeur de la variable x pour la $i^{\text{ème}}$ observation ;
x^j	valeur de la variable x selon sa caractéristique j ;
$x \vert y$	valeur de la variable x conditionnée au résultat de l'événement y ;
$x \equiv y$	x est équivalent à y, ou x est définit par y ;
$\mathbb{E}(x)$	espérance de x [5].

De plus, la table 2.1 exprime la définition de chaque variable qui seront utilisées dans la modélisation.

Variable	Définition
y	valeur du sauvé
x	valeur du détruit
Y	valeur de remplacement assurée
M	valeur du sauvé par les moyens internes
n	nombre de sites sinistrés
N	nombre total de sites

TABLE 2.1 – Liste des variables utilisées

2.2 Modélisation

2.2.1 Définition des objets d'étude

Nous allons considérer une population donnée de sites $i = 1, ..., N$ où N est le nombre total de sites dans cette population, et parmi laquelle on peut distinguer deux sous catégories : les sites ayant subi un sinistre et ceux dont ce n'est pas le cas, sur une période donnée.

$$\underbrace{\square\ \square\ \square\ \square\ \square\ \dots\ \square}_{\text{sinistre}}\ \underbrace{\square\ \square\ \square\ \square\ \square\ \square\ \square\ \square\ \square\ \square\ \square\ \square\ \square\ \square\ \square\ \dots\ \square}_{\text{aucun sinistre}}$$

Le nombre de sites sinistrés est représenté par $n \leq N$.

2.2.2 Caractérisation théorique du sauvé

Nous pouvons caractériser le sauvé d'un site i par cette équation.

$$y_i^{sinistre} = (x_i^{sinistre}|noninterv) - (x_i^{sinistre}|interv) \tag{2.1}$$

avec $y_i^{sinistre}$ la valeur du site i sauvé lorsqu'un sinistre a eu lieu et $x_i^{sinistre}$ la valeur du détruit du même site i.

— $(x_i^{sinistre}|noninterv)$ est la valeur contrefactuelle du détruit, soit, la valeur du détruit lorsque les sapeurs-pompiers n'interviennent pas sur le site i ;

— $(x_i^{sinistre}|interv)$ est la valeur réelle du détruit, soit, la valeur du détruit lorsque les sapeurs-pompiers interviennent sur le même site i.

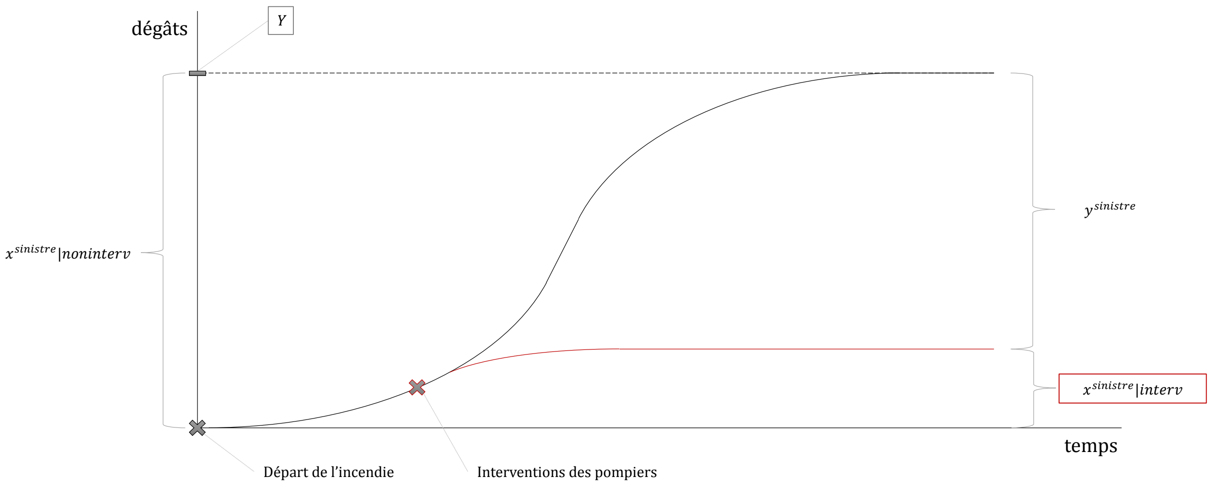

FIGURE 2.2 – Dégâts d'un sinistre en fonction du temps

En d'autre termes, la valeur du sauvé se caractérise par la valeur du détruit si les pompiers n'intervenaient pas, déduite de la valeur du détruit si les pompiers intervenaient, comme l'illustre la figure 2.2.

Ces deux valeurs du détruit ne peuvent être connues simultanément. En effet, les sapeurs-pompiers intervenant sur tous les incendies, il est aisé de connaître la valeur de $(x_i^{sinistre}|interv)$, mais il devient alors impossible de connaître $(x_i^{sinistre}|noninterv)$.

Cependant, nous pouvons tenter d'estimer $(x_i^{sinistre}|noninterv)$ avec une hypothèse simple. En l'absence de l'intervention des sapeurs-pompiers, on peut supposer que le site sera complètement détruit. En outre, il faut préciser que nous souhaitons omettre la propagation de l'incendie à d'autres sites, rendant le modèle bien plus complexe.

Alors, nous pouvons estimer les dégâts d'un sinistre, lorsqu'il n'y a pas d'intervention à la valeur de remplacement du site, puisqu'il sera complètement détruit.

Hypothèse 2.1. *On va supposer que*

$$(x_i^{sinistre}|noninterv) \equiv Y_i^{sinistre} \tag{2.2}$$

avec Y_i la valeur de remplacement du site i.

Alors, en incluant l'équation (2.2) dans l'équation (2.1), on obtient

$$\boxed{\underbrace{y_i^{sinistre}}_{\text{valeur du sauvé}} = \underbrace{Y_i^{sinistre}}_{\text{valeur de remplacement}} - \underbrace{(x_i^{sinistre}|interv)}_{\text{dégâts}}} \tag{2.3}$$

En d'autres termes, la valeur du sauvé du site i se caractérise maintenant par sa valeur de remplacement déduite de la valeur du détruit lors du sinistre.

2.2.3 Caractérisation macroéconomique du sauvé

On peut également estimer la valeur théorique du sauvé à l'aide de données agrégées — c'est-à-dire sur l'ensemble des sites — qui seront les données les plus accessibles. Reprenons l'équation

(2.3), en sommant le tout, on a

$$\sum y_i^{sinistre} = \sum \left[Y_i^{sinistre} - (x_i^{sinistre}|interv)\right]$$

$$= \sum Y_i^{sinistre} - \sum (x_i^{sinistre}|interv)$$

La moyenne de la valeur du sauvé correspond à

$$\begin{aligned}
\mathbb{E}[y^{sinistre}] &= \frac{1}{\text{nombre de sites sinistrés}} \times \sum y_i^{sinistre} \\
&= \frac{1}{\text{nombre de sites sinistrés}} \left[\sum Y_i^{sinistre} - \sum (x_i^{sinistre}|interv)\right] \\
&= \frac{\sum Y_i^{sinistre}}{\text{nombre de sites sinistrés}} - \frac{\sum (x_i^{sinistre}|interv)}{\text{nombre de sites sinistrés}} \qquad (2.4)
\end{aligned}$$

Soit à la valeur moyenne de remplacement d'un site *sinistré* soustrait de la valeur moyenne du détruit d'un site sinistré.

Rappelons ensuite que

$$\sum Y_i = \sum Y_i^{sinistre} + \sum Y_i^{nonsinistre}$$

On va considérer que les valeurs de remplacement sont homogènes [6] dans chaque sous-groupe *sinistre* et *nonsinistre*.

Nous pouvons donc supposer que la valeur moyenne de remplacement des sites sinistrés est équivalente à la valeur moyenne de remplacement de la totalité des sites — sinistrés ou non.

Hypothèse 2.2. *On va supposer que*

$$\mathbb{E}(Y) \equiv \mathbb{E}(Y^{sinistre}) \equiv \mathbb{E}(Y^{nonsinistre})$$

6. Par là, nous supposons que les valeurs de remplacement Y_i ne sont pas significativement plus grandes, en moyenne, dans un groupe ou dans l'autre.

Alors, de façon similaire,

$$\frac{\sum Y_i}{\text{nb. total de sites}} \equiv \frac{\sum Y_i^{sinistre}}{\text{nb. de sites sinistrés}} \equiv \frac{\sum Y_i^{nonsinistre}}{\text{nb. de sites non sinistrés}} \tag{2.5}$$

En incluant l'équation (2.5) dans l'équation (2.4), on obtient donc

$$\boxed{\mathbb{E}[y^{sinistre}] = \underbrace{\frac{\sum Y_i}{\text{nombre total de sites}}}_{\text{valeur moyenne de remplacement}} - \underbrace{\frac{\sum (x_i^{sinistre}|interv)}{\text{nombre de sites sinistrés}}}_{\text{valeur moyenne des dégâts}}} \tag{2.6}$$

D'où, écrit plus simplement,

$$\mathbb{E}[y^{sinistre}] = \mathbb{E}[Y] - \mathbb{E}[x^{sinistre}|interv] \tag{2.7}$$

Soit, que a moyenne de la valeur du sauvé correspond à la valeur moyenne de remplacement d'un site *quelqu'il soit* soustrait de la valeur moyenne du détruit d'un site sinistré.

Cette légère simplification distingue alors l'équation (2.6) de l'équation (2.4) en parlant désormais de valeur moyenne d'un site, au lieu de valeur moyenne d'un site *sinistré*.

2.3 Classification des objets d'étude

L'objet de cette section est de montrer qu'une répartition des objets d'étude en classes plus homogènes améliorera la précision du modèle précédent. En effet, la valeur moyenne du sauvé $\mathbb{E}[y^{sinistre}]$ peut se calculer sur l'ensemble des sites et des sites sinistrés — c'est-à-dire que l'on estimera la valeur du sauvé moyenne, quelque soit le site, égale à y.

Exemple 2.2.

Si l'on veut, par exemple, calculer la valeur totale du sauvé sur l'ensemble des boulangeries en

France, on pourra estimer — assez naïvement — que

$$\mathbb{E}[y^{sinistre}_{boulangeries}] = \mathbb{E}[y^{sinistre}]$$

$$\frac{1}{nombre\ de\ boulangeries\ sinistrées} \sum y^{sinistre}_{boulangeries} = \mathbb{E}[y^{sinistre}]$$

$$\sum y^{sinistre}_{boulangeries} = nombre\ de\ boulangeries\ sinistrées \times \mathbb{E}[y^{sinistre}]$$

En d'autre termes, la valeur totale du sauvé sur l'ensemble des boulangeries peut s'estimer, grâce au modèle précédent, par le nombre de boulangeries sinistrées multiplié par la valeur moyenne du sauvé d'un site. Plus $\mathbb{E}[y^{sinistre}_{boulangeries}]$ *et* $\mathbb{E}[y^{sinistre}]$ *sont différents, plus l'estimation sera grossière.*

Avec l'exemple précédent, nous comprenons que l'homogénéité d'une population sera moindre que l'homogénéité dans chaque sous-population. Or une forte homogénéité est synonyme de petite variance[7]. Une faible variance signifie que la population sera relativement faiblement dispersée autour de sa moyenne, ce qui rend alors celle-ci plus précise. Ainsi, si l'on divisait notre population donnée en différentes sous-population bien pensées[8], des calculs plus précis seraient possibles.

Nous verrons au chapitre 3 le type de catégorisation nous pourrons faire et sous quelles contraintes. Nous proposerons également une catégorisation type qui permettra une première application.

TEMPORAIRE

Nous avons calculé $\mathbb{E}[y]$ plus haut. Nous pourrions également calculer $\mathbb{V}[y]$ la variance de y

7. Vraiment ?
8. C'est-à-dire, en minimisant la variance dans chaque sous-population.

pour nous rendre de compte de l'« imprécision » de $\mathbb{E}[y]$.

$$\mathbb{E}[y] = \frac{1}{n} \times \sum_{i}^{n} y_i$$
$$\mathbb{V}[y] = \frac{1}{n} \times \sum_{i}^{n} (y_i - \bar{y})^2$$

avec n le nombre de sites.

2.4 Spécifications du modèle

2.4.1 Définition des estimations proposées

Nous allons proposer deux estimations, en table 2.2, pour l'équation (2.6), qui la rendra plus concrète. L'effet sur y signifie l'impact de l'hypothèse sur la valeur du sauvé, si cette hypothèse tendrait à l'augmenter ou plutôt à la diminuer.

Variable	Estimation	Effet sur y
`valeur de remplacement`	$\approx$ valeur de remplacement assurée	$\searrow$
`dégâts | interv`	$\approx$ indemnités assurancielles	$\nearrow$

Table 2.2 – Estimations du modèle

La valeur de remplacement assurée devrait être toujours plus faible que la vrai valeur de remplacement du site, cela diminuerait alors la valeur de y. Cette hypothèse n'est pas non plus grossière puisque l'on peut imaginer que les entreprises assurent leurs bâtiments, leurs équipements et leurs biens au maximum. Alors, la valeur assurée devrait tendre vers la vraie valeur, mais serait toujours inférieure, puisqu'à priori, on peut peut assurer plus que ce que l'on possède.

Dire que les dégâts s'étant produits lorsque les sapeurs-pompiers sont intervenus peuvent s'estimer par les indemnités que l'assurance rembourse à l'entreprise paraît être un estimation fondamentalement correcte. Cependant, il existe des particularités où ces deux valeurs pourraient être complètement différentes. Premièrement, la responsabilité de l'entreprise pourrait être avérée, sur un sinistre, les indemnités — qui seraient alors en forte baisse — ne refléteraient alors pas le montant réel des dégâts. De plus, les assurances cherchent à maximiser leurs profits et minimisent de fait les indemnités à verser. Il n'est en revanche pas osé de préciser que les indemnités ne dépasseront pratiquement jamais le montant réel des dégâts.

Ces deux hypothèses ont été formulées afin de pouvoir donner au modèle, des variables mesurables, et ainsi pouvoir calculer une valeur du sauvé, pour chaque sinistre. On ne peut, par contre, retirer aucune conséquence sur l'effet total des hypothèses sur y puisqu'on ne connaît uniquement l'orientation des effets par hypothèse, mais pas leur amplitude.

2.4.2 Variables écartées du modèle

Dans la table 2.3, il est listé les variables pensées, mais écartées du modèle pour éviter de le surcharger sans forcément gagner en précision. La relation avec y précise lorsque la variable varie dans le même sens, ou pas [9], avec la valeur du sauvé y.

Δ `variable` signifie, ici $(\texttt{variable}|noninterv) - (\texttt{variable}|interv)$.

Variable	Description	Relation avec y
Δ `dégâts`	Dégâts occasionnés par l'incendie.	positive
Δ `perte d'emploi`	Le chômage technique découlant de la fermeture du site.	positive
Δ `perte d'exploitation`	Perte d'exploitation suite à la fermeture du site, si cette dernière reprend son activité.	positive

Table 2.3 – Hypothèses non-incluses dans le modèle

Nous pourrions alors écrire

$$y_i = \left(X \,\middle|\, noninterv \right) - \left(X \,\middle|\, interv \right)$$

9. Une variable x qui possède une relation **positive** avec y signifie que si x augmente alors y augmente.

avec X = `dégâts` + `perte d'emploi` + `perte d'exploitation`

comme étant un modèle, à priori, plus robuste puisqu'il contient plus de variables. Il devrait alors être plus précis, c'est-à-dire qu'il réduirait sa marge d'erreur en estimant y. Cependant, il faut pouvoir mesurer ces variables afin d'en résulter une valeur pour y_i, ce qui se révélerait très fastidieux. Apporterait-il plus de précision au regard du travail fourni pour récolter les données ? A quel point les données récoltées seraient précises ? Dans un premier temps, nous ne pourrons pas répondre à ces questions. Mais, nous pouvons en revanche, exprimer une relation simple entre y et x qui pourrait être affiné, dans un second temps, par l'inclusion d'autres variables comme celles que nous avons cité.

■ **Faire un commentaire plus précis sur chacune des variables ?** ■

2.4.3 Scénarios non pris en compte

Les scénarios majeurs modélisés sont les deux suivants : intervention & non-intervention. Les variables sont alors exprimées conditionnellement aux différents scénarios. Nous pourrions écrire la valeur du sauvé s'exprimant comme une combinaison de variables conditionnellement à un ou plusieurs scénarios ainsi qu'à leur « non-scénario ».

Exemple 2.3.
Dans le cadre de notre modélisation, nous avions considéré l'intervention comme étant un scénario. La non-intervention serait alors le « non-scénario ». Une manière plus simple d'exprimer ces différences serait d'utiliser une variable indicatrice[10]*. La table 2.4 met en avant les deux façons d'écrire ces scénarios.*

	Scénario	Non-scénario
Notation utilisée dans la modélisation	$interv$	$noninterv$
Notation utilisée ici, pour exprimer plusieurs scénarios	$interv = 1$	$interv = 0$

Table 2.4 – Expression des scénarios

Le choix utilisé pour la modélisation est justifié par une meilleure compréhension du modèle pour le lecteur.

10. Une variable indicatrice est une variable qui peut prendre uniquement deux valeurs : 0 ou 1.

Nous pourrions écrire un modèle, exprimant une multitude de scénarios, comme ceci

$$\begin{aligned}y_i = &(X|scenario_1 = 0) - (X|scenario_1 = 1)\\&+ (X|scenario_2 = 0) - (X|scenario_2 = 1)\\&+ \cdots\\&+ (X|scenario_n = 0) - (X|scenario_n = 1)\end{aligned}$$

Ou bien, de la même manière,

$$y_i = \sum_{i}^{n} [(X|scenario_i = 0) - (X|scenario_i = 1)]$$

Plusieurs scénarios ont donc été volontairement omis afin de ne pas surcharger le modèle. Voici une liste non exhaustive, présentée dans la table 2.5, des scénarios envisageables.

Nom	Description
Intervention	L'intervention ou non des sapeurs-pompiers sur un incendie.
Prévision	L'effet ou non de la prévision réalisée par les sapeurs-pompiers.
Prévention	L'effet ou non de la prévention réalisée par les sapeurs-pompiers.
Moyens internes	Les moyens internes dont disposent un site pour se défendre en attendant les sapeurs-pompiers.

TABLE 2.5 – Table des scénarios

L'intervention a été choisi comme étant le seul scénario étudié dans le modèle. Ce scénario présente un avantage a être étudié. Tout d'abord, une seule des deux paires d'un scénario peut être mesurable, comme c'est le cas pour l'intervention tandis que l'autre ne peut pas être mesurée, comme la non-intervention. L'avantage certain de l'intervention est que l'on a pu *estimer* sa valeur, à travers une hypothèse [11].

En revanche, dans le cas de la prévention, son « non-scénario » est difficilement estimable. Il doit probablement jouer sur la rapidité d'un incendie à brûler ou se propager. Mais, au regard de notre scénario « intervention », la rapidité d'un incendie n'aura aucune incidence sur la valeur du sauvé, puisque soit il y a intervention, soit il n'y a pas. Pour que le scénario « prévention »

11. Plus précisément, l'hypothèse 2.1 page 10.

puisse être tenté d'estimer, il faudrait inclure une temporalité plus précise au sein du modèle, ce qui n'a volontairement pas été fait pour des raisons que l'on évoque depuis le début de ce chapitre, la simplicité d'exécution d'un modèle.

De plus, pour ne pas complexifier le modèle existant, on pourra considérer dans un second temps, que $(x_i^{sinistre}|nonprev) - (x_i^{sinistre}|prev)$ — soit les effets de la prévention sur les dégâts — est négligeable. Mais, on pourra tout à fait considérer que la prévention permet de réduire la probabilité qu'il arrive un incendie, par exemple.

Les moyens internes sont un moyen d'exprimer ce que sauvent les moyens internes d'une entreprise en attendant l'arrivée des sapeurs-pompiers. Cela peut-être par exemple les extincteurs, les équipes internes de sécurité, la formation des employés à gérer un incident, etc. Dire que ces moyens sont nuls permettent de simplifier le modèle. Ce que sauvent ces moyens interne est difficilement quantifiable, et s'ils le sont, on aurait aucune idée de notre erreur quant à leur estimation.

2.4.4 Limites du modèle

Plusieurs variables ont été pensées dans la construction du modèle. Certaines ont pu l'intégrer, de part leur mesure plus ou moins facile, d'autres ont été négligées [12].

Toute la section 2.4 participe de fait à la construction des limites du modèle mais plusieurs n'ont pas encore pu être mises en évidence. La limite la plus importante serait le manque de notion de temporalité. Nous l'avons volontairement omise puisqu'elle complexifie, de fait, énormément le modèle et n'aurait peut-être pas assurée la précision adéquate. Cependant, elle pourrait mettre en évidence des relations ou des mécanismes que nous penserions négligeables.

La temporalité se définit par le temps d'intervention, temps que les sapeurs-pompiers mettent à arriver sur les lieux de l'incendie [13]. Également, le temps d'action [14] peut, peut-être, jouer un

12. Par là, nous voulons dire que ces variables ont été pensées négligeables — puisqu'elles sont difficilement mesurables et leur marge d'erreur n'est souvent pas quantifiable.
13. Le temps d'intervention étant compris entre le moment où le Centre de Traitement des Appels reçoit l'appel et le moment où le premier engin de secours arrive sur les lieux.
14. Nous appelons *temps d'action* le temps qu'il passe entre le moment où le premier engin de secours arrive

rôle déterminant. Sur des incendies plus importants, ce temps d'action pourrait alors s'allonger.

■ **Trouver une conclusion du chapitre 2.** ■

sur les lieux d'un incendie et le moment où les secours commencent à opérer.

Chapitre 3

Application générale des données assurancielles

3.1 Ajustements du modèle

3.2 Application à différents SDIS

3.3 Discussion des variations des cas

3.4 Limites de l'application

3.5 Mini-conclusion

Chapitre 4

Cas Élémentaires

La modélisation, précédemment présentée, permet de moyenner la valeur du sauvé en différentes catégories.

L'idée de cette section est de présenter deux cas spécifiques d'incendie qui vont mettre en valeur la théorie, d'un part, et en exposer ses limites, d'autre part.

4.1 Première illustration : une intervention dans une salle des fêtes

4.1.1 Contexte des événements

FIGURE 4.1 – Espace Nova de Velaux, face Est — bât. de gauche

L'espace NoVa, situé à l'angle de la Mairie de Velaux a été inauguré en septembre 2011. Le coût total de cet espace s'élève à 6,6 millions d'euros.

Ce nouvel espace accueille des représentations — environ une quinzaine — chaque saison, d'octobre à juin.

4.2 Seconde illustration : incendie de Fos-sur-mer

Chapitre 5

Conclusion

Table des matières

Liste des tableaux

Table des figures