



HAL
open science

**Contribution à la modélisation et au traitement de
l'incertain dans les analyses de risques
multidisciplinaires de systèmes industriels - Application
à la Source Froide d'une unité de production d'énergie**

Geoffrey Fallet-Fidry

► **To cite this version:**

Geoffrey Fallet-Fidry. Contribution à la modélisation et au traitement de l'incertain dans les analyses de risques multidisciplinaires de systèmes industriels - Application à la Source Froide d'une unité de production d'énergie. Autre. Université de Lorraine, 2012. Français. NNT: . tel-00781498

HAL Id: tel-00781498

<https://theses.hal.science/tel-00781498>

Submitted on 25 Feb 2013

HAL is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.



Thèse

Présentée pour l'obtention du grade de

Docteur de l'Université de Lorraine

Spécialité Automatique, Traitement du Signal et des Images, Génie Informatique

par

Geoffrey FALLET-FIDRY

Contribution à la modélisation et au traitement de l'incertain dans les analyses de risques multidisciplinaires de systèmes industriels

Application à la Source Froide d'une unité de production d'énergie

Thèse soutenue publiquement le 10 Décembre 2012 devant le jury composé de :

Laurent FOULLOY	Professeur à l'Ecole Polytechnique Universitaire de Savoie	<i>Rapporteur-Président</i>
Walter SCHÖN	Professeur à l'Université de Technologie de Compiègne	<i>Rapporteur</i>
Boutheina BEN YAGHLANE	Professeur associé à l'IHEC de Carthage	<i>Examineur</i>
Enrico ZIO	Professeur à l'Ecole Polytechnique de Milan et à Centrale Paris	<i>Examineur</i>
Carole DUVAL	Chargée de mission chez EDF Recherche et Développement	<i>Examineur</i>
Christophe SIMON	Maître de Conférences à l'Université de Lorraine	<i>Examineur</i>
Benoît IUNG	Professeur à l'Université de Lorraine	<i>Directeur de thèse</i>
Philippe WEBER	Maître de Conférences à l'Université de Lorraine	<i>Co-encadrant</i>

« Etudie, non pour savoir plus, mais pour savoir mieux. »

Sénèque

A ma grand-mère maternelle,

A ma mère, A ma sœur,

A Elodie,

Remerciements

Mon premier remerciement est pour mon directeur de thèse, *Benoit Iung*, pour son encadrement sans faille durant ces trois années. Merci pour nos nombreux échanges parfois, voire souvent, animés. Soyons « pragmatiques », ils m'auront au final été plus qu'indispensables pour mûrir mes travaux, voire pour mûrir tout court. Merci pour votre disponibilité, votre écoute et vos nombreux conseils à la fois pour mener à bien cette thèse et pour la rédaction de ce mémoire.

Je tiens également à remercier grandement *Philippe Weber* et *Christophe Simon* qui ont co-encadré ma thèse au sein du CRAN. Nos nombreux échanges, tous plus enrichissants les uns que les autres, m'auront été indispensables pour positionner et mener à bien mes travaux. Merci également d'avoir su trouver les mots pour me remotiver lorsqu'il le fallait et pour votre grande disponibilité pour la rédaction et la relecture de ce mémoire.

Merci également à *Carole Duval*, co-encadrante de cette thèse pour EDF R&D. Merci de m'avoir donné ma chance pour mon stage de fin d'études puis pour cette thèse, durant laquelle vous avez su vous rendre disponible pour échanger avec moi et partager votre expertise.

Je tiens bien sûr à remercier chaleureusement les personnes qui ont accepté de faire partie du jury de cette thèse. Merci à *Laurent Foulloy* et *Walter Schön* d'avoir accepté d'être les rapporteurs de cette thèse ainsi que pour le temps passé à relire ce mémoire et à échanger avec moi pour le corriger et l'enrichir. Merci enfin à *Enrico Zio* et *Boutheina Ben Yaghlane* pour les échanges que nous avons pu avoir ensemble et de m'avoir honoré de votre présence lors de ma soutenance afin d'examiner mes travaux.

Merci ensuite à toutes celles et ceux avec qui j'ai travaillé durant ces trois années. Merci aux membres du département MRI d'EDF R&D avec qui j'ai passé plus de trois années très intenses et qui m'ont permis de m'enrichir au-delà de mes travaux de thèse. Merci aux chercheurs, doctorants et personnels administratifs du CRAN que j'ai côtoyé durant les nombreux séjours (et pauses ...) à Nancy. Merci enfin aux futurs docteurs Alexandre, David, Fabien, François, Pierre-Yves, Perrine, Thomas et tous les autres avec qui j'ai partagé mes journées ... et quelques soirées.

Je me dois également de remercier mes proches et mes amis pour leur soutien infailible durant ces trois années :

- Merci à ma mère et ma sœur pour le soutien qu'elles m'ont témoigné depuis de nombreuses années afin de mener à bien mes études d'ingénieur puis ce doctorat.
- Merci à ma grand-mère maternelle qui m'a toujours poussé à avoir confiance en moi mais qui malheureusement ne pourra lire ces quelques lignes.
- Merci à Florence, Yves, Jérôme, David et le reste de la famille d'Elodie pour leur soutien et les bons moments que nous avons passés ensemble durant ces trois ans, le plus souvent autour d'un bon « café » ...
- Merci à Baechti, Christophe, Clochette, Daniel, Fourmi, Frankois, Gérard, MB, Spit, Nadia et les jumeaux d'avoir quotidiennement animé ma boîte mail durant ces trois années par vos messages plus ou moins sérieux ...
- Merci enfin à toutes celles et ceux que j'oublie certainement mais qui de près ou de loin m'ont soutenu ou ont contribué à la réussite de ce doctorat.

Je n'oublie pas toutes celles et ceux qui à un moment ou un autre n'ont pas cru en moi et qui se reconnaîtront. Vous m'avez finalement rendu plus déterminé à atteindre mes objectifs et je vous en « remercie ».

Mon dernier remerciement, et sans doute le plus important, est bien sûr pour toi Elodie. Tu as su me soutenir mais surtout me supporter durant ces trois années. Que ce soit dans les bons ou les moins bons moments, tu as toujours été présente. Ton soutien sans faille a été primordial pour moi. Merci d'être à mes côtés depuis trois ans !

Table des matières

INTRODUCTION GENERALE.....	11
-----------------------------------	-----------

CHAPITRE 1

Des analyses de risques disciplinaires aux analyses de risques multidisciplinaires

INTRODUCTION	19
1. LES ANALYSES DE RISQUES DISCIPLINAIRES.....	20
1.1. DU RISQUE A SON MANAGEMENT	20
1.1.1. La notion de risque.....	20
1.1.2. Le concept d'analyse de risques	22
1.2. LES ANALYSES DE RISQUES DISCIPLINAIRES	23
1.2.1. L'analyse des risques techniques.....	24
1.2.2. L'analyse des risques humains.....	26
1.2.3. L'analyse des risques organisationnels.....	26
1.2.4. La prise en compte des conditions environnementales.....	27
1.3. L'ANALYSE DE SYSTEMES SOCIOTECHNIQUES COMPLEXES.....	28
1.3.1. La notion de systèmes complexes.....	28
1.3.2. Les limites des approches disciplinaires	29
2. LES ANALYSES DE RISQUES MULTIDISCIPLINAIRES	29
2.1. LE PASSAGE A UNE VISION GLOBALE DES RISQUES	29
2.1.1. Objectifs et exigences	29
2.1.2. Entre vision « intégrée » et « intéropérée ».....	30
2.2. LES PRINCIPALES APPROCHES DEVELOPPEES.....	33
2.2.1. Présentation des approches	33
2.2.2. Etude comparative des approches	35
3. L'APPROCHE D'ANALYSE INTEGREE DES RISQUES (AIDR)	37
3.1. PRESENTATION DE L'APPROCHE D'AIDR.....	37
3.1.1. Objectifs et enjeux.....	37
3.1.2. Un cadre théorique générique.....	38
3.1.3. Une modélisation unifiée des connaissances.....	40
3.2. LES RESEAUX BAYESIENS : SUPPORT DU MODELE DE RISQUES.....	41
3.2.1. Structuration du modèle de risques	41
3.2.1. Quantification du modèle de risques.....	43
3.2.2. Exploitation du modèle de risques.....	46
3.3. LA PROBLEMATIQUE DU TRAITEMENT DE L'INCERTAIN.....	50
4. CONCLUSION.....	53

CHAPITRE 2

L'appréciation des risques en présence de connaissances incertaines

INTRODUCTION.....	57
1. L'INCERTAIN ET SON TRAITEMENT	58
1.1. LES CONNAISSANCES : SOURCE D'INCERTAIN.....	58
1.1.1. Caractérisation des connaissances.....	58
1.1.2. Les types d'incertain.....	59
1.1.3. Les sources d'incertain	59

1.2.	LA MODELISATION ET LE TRAITEMENT DE L'INCERTAIN.....	60
1.2.1.	Présentation du cadre de modélisation probabiliste	60
1.2.2.	La nécessité de distinguer le traitement des types d'incertain	62
1.2.3.	Cadres de modélisation extra-probabilistes	65
1.2.4.	Synthèse des différents cadres de modélisation	72
2.	LE TRAITEMENT DE L'INCERTAIN DANS LES ANALYSES DE RISQUES	75
2.1.	LES CONNAISSANCES ET L'INCERTAIN EN ANALYSE DE RISQUES.....	75
2.1.1.	Les connaissances issues du retour d'expérience	76
2.1.2.	Les connaissances issues des avis d'experts	76
2.1.3.	L'incertain associé aux différentes connaissances	78
2.1.4.	L'importance de la modélisation et du traitement de l'incertain	80
2.2.	L'INCERTAIN DANS LES PHASES DE L'APPRECIATION DES RISQUES	82
2.2.1.	Identification des risques en présence d'incertain	82
2.2.2.	Analyse des risques en présence d'incertain	85
2.2.3.	Evaluation des risques en présence d'incertain	86
2.2.4.	Enjeux et problématiques associés au traitement de l'incertain	88
3.	MODELISATION ET TRAITEMENT DE L'INCERTAIN DANS L'AIDR	89
3.1.	VERS UN TRAITEMENT COHERENT DES DIFFERENTS INCERTAINS.....	90
3.1.1.	La problématique d'incertain dans l'AiDR	90
3.1.2.	Le choix de la théorie de l'évidence	92
3.1.3.	La modélisation par les Réseaux de Fonctions de Croyance	93
3.2.	LES VERROUS ACTUELS DE LA METHODOLOGIE D'AIDR	95
3.2.1.	Synthèse des apports de la théorie de l'évidence et des RFC	95
3.2.2.	Contributions à la réduction des biais dans les avis d'experts	96
3.2.3.	Contributions pour l'analyse et d'évaluation des risques	98
4.	CONCLUSION.....	100

CHAPITRE 3

Contributions à la modélisation et au traitement de l'incertain

INTRODUCTION.....	103
1. IDENTIFICATION DES RISQUES PAR AVIS D'EXPERTS.....	104
1.1. RECUEIL QUALITATIF DES AVIS D'EXPERTS	104
1.1.1. Processus de construction du questionnaire.....	104
1.1.2. Questionnaire pour l'élicitation des barrières.....	107
1.2. RECUEIL QUANTITATIF DES AVIS D'EXPERTS	112
1.2.1. Quantification des paramètres du modèle.....	113
1.2.2. Expression de préférences	117
1.3. BILAN SUR LES OUTILS DE QUANTIFICATION MIS EN PLACE.....	119
1.3.1. Synthèse des outils proposés.....	119
1.3.2. Contribution à la réduction des biais	120
2. CONSTRUCTION DU MODELE EVIDENTIEL DE RISQUES	121
2.1. STRUCTURATION QUALITATIVE DU MODELE.....	121
2.1.1. Traduction du modèle AiDR en réseaux évidentiels	121
2.1.2. La notion de tables de masses	125
2.2. PARAMETRISATION DU MODELE	127
2.2.1. Modélisation et quantifications	128
2.2.2. Utilisation de portes logiques évidentielles	133
2.2.3. Proposition d'un Leaky Noisy-OR évidentiel	136
2.2.4. Synthèse sur les moyens de paramétrisation.....	142
3. EXPLOITATION DU MODELE DE RISQUES.....	142
3.1. ANALYSE DES RISQUES.....	143

3.1.1.	Inférence pour le pronostic et le diagnostic.....	143
3.1.2.	Support de représentation des résultats de l'analyse.....	145
3.2.	EVALUATION DES RISQUES.....	148
3.2.1.	Réduction de l'incertain (cas général).....	148
3.2.2.	Réduction de l'incertain dans le cas particulier de l'AiDR.....	149
3.2.3.	Exploitation des résultats incertains pour la prise de décision.....	151
4.	CONCLUSION.....	154

CHAPITRE 4 (CONFIDENTIEL)

Application des contributions à la Source Froide d'une unité de production d'énergie

SYNTHESE DU CAS D'APPLICATION.....	156
------------------------------------	-----

CONCLUSION ET PERSPECTIVES (PAGES 158 A 161)

ANNEXES

ANNEXE 1 : DEFINITIONS DES ITEMS UTILISES DANS L'AIDR.....	163
ANNEXE 2 : DEFINITIONS DES FOPS UTILISES DANS L'AIDR.....	164
ANNEXE 3 : QUESTIONNAIRE POUR L'ELICITATION DES BARRIERES.....	165
ANNEXE 4 : GRILLE D'ANALYSE LIEE AUX QUESTIONS SUR LA PHASE DE PREPARATION.....	167
ANNEXE 5 : GRILLE D'ANALYSE LIEE AUX QUESTIONS SUR LA PHASE DE REALISATION.....	168
ANNEXE 6 : GRILLE D'ANALYSE LIEE AUX QUESTIONS SUR LA PHASE DE CLOTURE.....	170
ANNEXE 7 : PRECISIONS SUR LES QUESTIONS.....	172
ANNEXE 8 : GRILLE DE QUANTIFICATION DES FACTEURS D'INFLUENCE ENTRE ITEMS ET PHASES.....	175
ANNEXE 9 : GRILLE DE QUANTIFICATION DES DISTRIBUTIONS A PRIORI SUR LES ITEMS.....	176
ANNEXE 10 : GRILLE DE HIERARCHISATION DES FACTEURS D'INFLUENCE ET DES DISTRIBUTIONS.....	177
ANNEXE 11 : DETAILS DES CALCULS POUR LA PROPOSITION D'UN LEAKY NOISY-OR EVIDENTIEL.....	178

REFERENCES BIBLIOGRAPHIQUES

PUBLICATIONS DE L'AUTEUR.....	182
BIBLIOGRAPHIE.....	184

LISTE DES TABLEAUX ET FIGURES

LISTE DES TABLEAUX.....	199
LISTE DES FIGURES.....	201

Introduction générale

Face à des exigences de plus en plus contraignantes sur les biens et/ou les services à fournir, les systèmes industriels ont été amenés depuis de nombreuses années à évoluer pour assurer leur pérennité et leur survie économique [EGDI, 2010]. Ces évolutions ont pour principale conséquence une augmentation de leur complexité non seulement sur un axe organique/physique (due à l'utilisation de nouveaux composants dits plus performants, plus robustes, plus interopérables) mais aussi sur un axe disciplinaire due à une nécessaire considération, au-delà d'une vue technique classique, des vues humaine, organisationnelle et environnementale, requises par rapport au contexte de ces systèmes [Le Moigne, 1990] [AFIS, 2008]. Cette double caractérisation de l'évolution se matérialise aujourd'hui par l'utilisation, entre autres, du terme « systèmes sociotechniques complexes ».

Ces systèmes ont comme principale caractéristique d'être soumis à des risques de natures différentes se référant aux multiples aspects matérialisant leur évolution. Un risque peut être défini comme l'effet de l'incertitude sur l'atteinte des objectifs [ISO, 2010]. Les risques industriels sont principalement techniques, environnementaux et opérationnels. Face aux contraintes réglementaires auxquelles les systèmes industriels sont actuellement soumis, un haut niveau de maîtrise de ces risques doit être constamment démontré et prouvé puisque le risque est socialement de moins en moins admis [DeRocquigny, 2006]. L'objectif est alors de maîtriser les risques par rapport au contexte établi tout en assurant la fonction première pour laquelle un système a été créé. En ce sens, des méthodologies d'analyse de risques ont été mises en place dans les différentes disciplines¹ associées aux systèmes industriels et notamment la technique, l'humain, l'organisationnel et l'environnemental.

Le terme « analyse de risques » désigne couramment les processus déployés pour comprendre la nature d'un risque et pour en déterminer le niveau afin de permettre de l'évaluer en vue de le maîtriser voire de l'anticiper en fournissant une base à la prise de décision [ISO, 2010]. Pour ce faire, le management du risque repose sur différentes phases dont l'*appréciation des risques* qui correspond à l'identification, à l'analyse et à l'évaluation des risques. Elles sont elles-mêmes structurées autour des étapes de collecte, de modélisation et de traitement de la connaissance et d'analyse de résultats en vue d'une prise de décision :

1. Identification des risques : Processus de recherche, de reconnaissance et de description des risques.
2. Analyse des risques : Processus mis en œuvre pour comprendre la nature d'un risque et pour déterminer le niveau de risque associé.
3. Évaluation des risques : Processus de comparaison des résultats de l'analyse avec des critères de risque afin de déterminer si le risque est acceptable ou non.

Les analyses de risques se sont développées de façon disciplinaire en s'intéressant à l'aspect technique jusque dans les années 70, puis à la composante humaine (au sens de l'individu et des groupes d'individus) et à la prise en compte du contexte organisationnel au début des années 80. En effet, l'occurrence dans les années 80 des premiers accidents industriels majeurs comme l'explosion de Flixborough [Department of Transport, 1975], l'accident de Three Miles Island [Kemeny, 1979] ou encore le nuage toxique de Seveso [Seveso, 1982] a fait ressortir le rôle que jouent l'homme et son organisation dans la défaillance des systèmes techniques. En outre, l'analyse de ces accidents a également mis en évidence la nécessité de considérer de façon conjointe les différentes disciplines lors de l'appréciation des risques des systèmes industriels afin de mieux les maîtriser.

¹ Désigne la spécialité métier qui peut être le technique, l'humain, l'organisationnel ou l'environnemental. Ce terme est à distinguer du terme « sectoriel » qui désignera le secteur d'application.

Ce constat, qui implique nécessairement des changements fondamentaux dans la manière d'analyser les risques auxquels les systèmes industriels sont soumis, a conduit les industriels comme les universitaires à reconsidérer les approches d'analyse de risques existantes. L'objectif de ce nouveau questionnement est de dépasser la vision disciplinaire et sectorielle pour s'orienter vers le développement d'approches ayant une vision multidisciplinaire et générique des risques. Ces approches visent ainsi à faire intéropérer les approches disciplinaires existantes voire à les intégrer au sein d'une même approche.

C'est le cas d'approches comme SAM [Paté-Cornell et Murphy, 1996], i-Risk [Papazoglou et al., 2003], ARAMIS [Andersen et al., 2004], BORA [Vinnem et al., 2004] ou plus récemment SoTeRiA [Mohaghegh et al., 2009] ou le projet européen iNTeg-Risk lancée en 2009 [Debray et al., 2008]. Cependant, ces approches présentent encore des limites pour satisfaire à l'objectif de multidisciplinarité comme la prise en compte d'un maximum de disciplines, la diversité des secteurs d'application ou encore la présence d'outils permettant une utilisation « opérationnelle ». Ces limites constituent autant de problématiques à résoudre pour assurer une vision globale des risques qui soit à la fois multidisciplinaire, multisectorielle et outillée.

Face à ces problématiques, le Département « Management des Risques Industriels » de EDF R&D développe depuis plusieurs années, en partenariat avec le CRAN², sa propre approche d'analyse de risques multidisciplinaire : l'Analyse intégrée Des Risques (AiDR). Cette approche a pour objectif de permettre l'analyse de risques de ses installations de type unités de production d'énergie, qui peuvent être considérées comme des systèmes sociotechniques complexes. Les premières contributions sur cette approche ont abouti à une formalisation unifiée des connaissances fonctionnelles et organisationnelles d'un système industriel en vue d'une évaluation quantitative des risques et de l'impact des barrières³ envisagées [Léger et al., 2009].

L'AiDR permet ainsi l'intégration des risques techniques, humains, organisationnels et environnementaux au sein d'un même modèle de risques basé sur une approche par réseaux Bayésiens. L'utilisation de ce formalisme, basé sur la théorie des probabilités, permet principalement de modéliser des connaissances de natures qualitatives et quantitatives, de modéliser les liens de causalité entre les variables du modèle de risques et de mener des analyses des causes vers les conséquences (pronostics) ou conséquences vers les causes (diagnostics). Au regard des limites d'autres approches, cette méthodologie apparaît comme une alternative intéressante aux approches disciplinaires classiques puisqu'elle permet le couplage outillé d'analyses de risques multidisciplinaires au sein d'une même approche pouvant être appliquée dans différents secteurs (par exemple, la chimie dans les premiers travaux réalisés pour la mise en place de l'AiDR par [Léger, 2009] ou la production d'énergie [Duval et Fallet, 2010]).

Cependant, les premières applications de l'AiDR sur des cas industriels réels ont fait ressortir certains verrous inhérents à cette approche [Duval et al., 2012a]. La principale difficulté rencontrée concerne à la fois la quantification, la modélisation, la propagation et l'analyse de certains risques au sein du modèle et des incertitudes⁴ associées. En effet, si l'estimation des risques de nature technique ou environnementale peut généralement être réalisée grâce à l'utilisation de distributions statistiques ou probabilistes (introduisant de l'incertain aléatoire), l'estimation des risques des composantes humaine et organisationnelle se fait, dans la majeure partie des cas, grâce à la consultation d'experts [Cooke, 1991] (introduisant de l'incertain épistémique). Dans le domaine de la production d'énergie, il est difficilement concevable de mettre à disposition une valeur de risque sans qu'un intervalle de confiance, caractérisant l'incertain sur le résultat, n'y soit associé [NRC, 2007].

² Centre de Recherche en Automatique de Nancy (CNRS-UMR 7039).

³ Action de prévention ou de protection de nature technique sur laquelle s'appliquent des actions humaines de maintenance ou de conduite, pouvant être prises dans leur contexte organisationnel ou non.

⁴ Nous distinguons deux types d'incertitudes [Oberkampf et Helton, 2002] : les incertitudes *aléatoires* (dues au caractère aléatoire ou à la variabilité naturelle d'un phénomène physique) et les incertitudes *épistémiques* (dues au caractère imprécis de l'information ou à un problème de connaissances).

Les deux types d'incertain sont généralement présents dans les analyses de risques multidisciplinaires telles que l'AiDR. La volonté de contribuer à la formalisation d'analyses de risques multidisciplinaires nécessite donc de s'attaquer aux problématiques associées au traitement conjoint des deux formes d'incertain. Cette nécessité est renforcée, pour l'AiDR, par le fait que si l'objectif actuel de l'approche est principalement de fournir des hiérarchisations des risques, l'objectif à plus long terme est d'aboutir à des évaluations « réalistes » des différents enjeux étudiés comme la fréquence annuelle d'indisponibilité et de dégradation d'un système.

En ce sens, les problématiques majeures identifiées pour l'approche d'AiDR, généralisables à d'autres approches, concernent la quantification, la modélisation et la propagation de l'incertain. Elles sont liées aux trois phases de l'appréciation du risque :

1. Identification des risques : selon la discipline-métier, différents types et expressions de la connaissance peuvent être rencontrés. Si la quantification par retour d'expérience ne pose pas de réel problème [Verot, 2001], la collecte par avis d'experts, bien que formalisée sur les grands principes liés à l'utilisation de ce type de quantification [Meyer et Booker, 2001], nécessite de proposer des outils et supports pour mener à bien l'étape de quantification.
2. Analyse des risques : différents types d'incertain⁵ peuvent être rencontrés au sein de l'analyse de risques et doivent donc être traités en fonction de leur nature [Hoffman et Hammonds, 1994]. Comme de nombreuses approches multidisciplinaires actuelles, l'AiDR repose sur le cadre probabiliste comme formalisme unifié (de par l'utilisation des réseaux bayésiens). Cependant, ce cadre montre des limites quant au traitement conjoint des incertitudes aléatoires et épistémiques. Ainsi, il est nécessaire de s'orienter vers un cadre de traitement de l'incertain plus adapté pour les analyses de risques multidisciplinaires.
3. Evaluation des risques : les résultats fournis par l'analyse des risques sont incertains et demandent une analyse particulière en vue de fournir des orientations pour la prise de décision en présence d'incertain. Cependant, l'exploitation des résultats de l'AiDR en univers incertain manque d'outils et de méthodologies d'analyse adaptés à la présence d'incertain à la fois aléatoire et épistémique.

Ces problématiques identifiées pour l'AiDR se retrouvent de façon cohérente dans le constat général sur l'analyse de risques multidisciplinaire proposé dans [Zio, 2009], qui identifie trois problématiques principales :

1. La représentation de la complexité des systèmes.
2. La quantification des paramètres du modèle de risques.
3. La représentation, quantification et propagation des incertitudes.

Autant le premier point est fortement étudié, autant, pour les deux autres points, [Zio, 2009] met en exergue le caractère prépondérant de la problématique du traitement de l'incertain pour les analyses de risques, qui doivent fournir des résultats de sortie à la fois réalistes et exploitables pour les décideurs. En continuité de ce constat, [Zio, 2009] préconise de s'intéresser à la problématique de la modélisation et du traitement de l'incertain en la décomposant en sous-problèmes. Ces derniers peuvent être mis en relation avec les étapes d'identification, d'analyse et d'évaluation des risques définies dans [ISO, 2010] tels que :

- L'identification des risques nécessite de collecter les connaissances dans des cadres mathématiques appropriés aux différents types de connaissances et donc d'incertains.
- L'analyse des risques nécessite de pouvoir fusionner des connaissances de sources multiples dans un même formalisme et de propager l'incertain associé à ces connaissances de façon cohérente au sein du modèle de risques.

⁵ Le terme « incertain » désignera par la suite l'incertain aléatoire et l'incertain épistémique. Lorsque nous parlerons d'un des deux types d'incertain en particulier, nous le précisons.

- L'évaluation des risques nécessite d'être en capacité d'interpréter les résultats incertains et de les rendre exploitables. Il convient également de réaliser des études de sensibilité pour identifier quels sont les contributeurs à l'incertain.

Pour répondre à ces sous-problèmes et proposer une modélisation plus fidèle⁶ de la connaissance, de nouveaux cadres de modélisation de l'incertain existent [Flage et al., 2009]. Nous pouvons notamment citer la théorie des possibilités [Zadeh, 1978], la théorie de l'évidence [Dempster, 1967] [Shafer, 1976], la modélisation par p-box [Ferson et al., 2003] ou encore les probabilités imprécises [Walley, 1991]. Présentant des alternatives à la théorie des probabilités, ces cadres constituent aujourd'hui des ouvertures pour le traitement conjoint de l'incertain aléatoire et épistémique dans les analyses de risques et sont de plus en plus utilisés [Delmotte, 1998] [Baudrit, 2005] [Simon et Weber, 2009] [Sallak et al., 2010] [Aven, 2011] [Villeneuve, 2012], y compris au sein d'EDF avec les travaux de [Limbourg, 2008] ou de [Tu Duong, 2011].

Cette thèse CIFRE en collaboration entre EDF et le CRAN s'inscrit dans le projet MARATHON⁷ du GIS 3SGS⁸ et a pour objectif de s'attaquer aux problématiques précédemment citées concernant la modélisation et le traitement de l'incertain dans le cas particulier de l'AiDR [Fallet et Levrat, 2010]. Elle vise à compléter la méthodologie existante pour mener des analyses de risques multidisciplinaires et multisectorielles quel que soit le type d'incertain (aléatoire et/ou épistémique) associé à ces analyses. Pour ce faire, notre objectif est de limiter à la fois les ajouts et les pertes sémantiques au niveau des phases de collecte, de modélisation, de propagation des connaissances et d'analyse des résultats. L'objectif final est de fournir un cadre unifié permettant d'exploiter la connaissance disponible en la biaisant au minima pour que l'analyse de risques rende compte de la réalité le plus fidèlement possible.

En se basant sur un processus de raisonnement par abduction⁹, nos contributions visent à apporter des réponses aux sous-problèmes énoncés dans [Zio, 2009] et portent sur les trois étapes de l'appréciation du risque :

1. *Pour l'identification du risque*, nous proposons des outils de collecte des estimations des risques par avis d'experts adaptés aux différents types et expressions des connaissances. Ces outils regroupent principalement des questionnaires d'élicitation, des tables de hiérarchisation et des grilles de quantification.
2. *Pour l'analyse du risque*, nous proposons d'utiliser la théorie de l'évidence pour modéliser les différentes connaissances et les mettre en commun dans un cadre adapté au traitement conjoint des différents types d'incertain. Nous utilisons les réseaux de fonctions de croyances (qui correspondent à l'adaptation des réseaux bayésiens pour leur utilisation avec la théorie de l'évidence) comme outil de traitement conjoint des incertains aléatoires et épistémiques.
3. *Pour l'évaluation du risque*, nous proposons des outils pour l'analyse des résultats et l'orientation pour la prise de décision en univers incertain. Ces outils comprennent des hiérarchisations et des cartographies imprécises des risques ainsi que des orientations permettant l'identification des contributeurs à l'incertain, l'évaluation de leur importance ainsi que des orientations pour réduire cet incertain et aider à la prise de décision lorsque l'incertain ne permet, a priori, pas une prise de décision.

Nos contributions sont développées sur chacune de ces étapes avant d'être appliquées et validées sur une installation de EDF : la Source Froide d'une unité de production d'énergie.

⁶ Fait que la connaissance modélisée doit être la plus proche possible de la réalité afin de ne pas biaiser l'étude.

⁷ Maîtrise et Analyse des Risques des systèmes intégrant les domaines Techniques, Humains, Organisationnels et Environnementaux.

⁸ Groupement d'Intérêt Scientifique « Surveillance, Sécurité et Sécurité des Grands Systèmes ».

⁹ Partant du contexte propre à EDF, l'objectif est d'identifier des besoins et exigences concernant la mise en place d'AdR multidisciplinaires de façon générale. Puis, par rapport à ces besoins et exigences, couplés à l'étude d'un cas d'application réel, l'objectif est d'identifier des verrous définissant des axes de recherche et fonder nos contributions.

Ces contributions sont établies de façon la plus générique possible pour être applicables hors du contexte EDF de cette thèse. En outre, l'application de ces contributions sur la méthodologie d'AiDR permet de contribuer au développement d'une approche intégrée des risques générique en ce qui concerne les secteurs d'application, les disciplines-métiers prises en compte, les connaissances à modéliser ainsi que les types d'incertitudes associés, le tout se faisant au sein d'un modèle de risques unifié et outillé en conséquence. Les contributions proposées dans cette thèse sont justifiées et argumentées dans quatre chapitres organisés comme suit :

- Le *Chapitre 1* nous permet de positionner et de justifier les différentes problématiques sur lesquelles nos travaux veulent apporter des contributions. Partant des concepts de risques et d'analyse de risques, nous identifions les principales phases de ces dernières. Nous abordons ensuite le contexte ayant conduit à des analyses de risques multidisciplinaires et les enjeux associés. Après un état de l'art et une comparaison de différentes approches d'analyses de risques multidisciplinaires, nous définissons les limites de ces approches, principalement en termes de multidisciplinarité et de secteurs d'application. Nous nous focalisons alors sur une de ces approches, apparaissant comme pouvant être une réponse à ces limites : l'AiDR. Après avoir explicité son fonctionnement et identifié ses intérêts, nous mettons en évidence la problématique de modélisation et de traitement de l'incertain dans l'AiDR. Enfin, nous généralisons cette problématique d'incertain aux analyses de risques multidisciplinaires en général.
- Le *Chapitre 2* porte sur une présentation plus détaillée de la problématique de modélisation et de traitement de l'incertain. Nous précisons les différents types de connaissances et les principaux types d'incertain associés. Afin d'analyser ces connaissances, nous présentons le cadre de modélisation probabiliste couramment utilisé pour le traitement de l'incertain et en identifions ses limites pour le traitement conjoint des incertains aléatoire et épistémique. De fait, nous présentons des cadres de modélisation alternatifs plus en adéquation avec les différentes connaissances à modéliser et reposant sur la notion de probabilités imprécises. Nous particularisons ensuite la problématique d'incertain aux analyses de risques multidisciplinaires au regard des connaissances permettant de quantifier les risques : le retour d'expérience statistique et les avis d'experts. Nous identifions ensuite les enjeux liés au traitement de l'incertain dans les différentes phases de l'appréciation des risques et notamment celui lié au choix du cadre de modélisation. Enfin, nous argumentons le choix de la théorie de l'évidence et des réseaux de fonctions de croyances comme nouveau cadre de modélisation et outil de traitement de l'incertain dans l'AiDR. Après avoir synthétisé l'apport de ces choix en termes de modélisation et de traitement de l'incertain, nous définissons des contributions nécessaires en termes de collecte des avis d'experts, d'adaptation du modèle de risques aux fonctions de croyances et d'outils pour l'aide à la décision en présence d'incertain.
- Le *Chapitre 3* nous permet de présenter et d'argumenter nos différentes contributions pour l'identification, l'analyse et l'évaluation des risques. Dans un premier temps, nous proposons des outils formalisés pour mieux collecter les avis d'experts tels qu'un questionnaire d'élicitation des actions humaines ainsi que des grilles de quantification et de hiérarchisation pour l'AiDR. Nous nous intéressons ensuite à l'adaptation du modèle de risque de l'AiDR par rapport au choix des réseaux de fonctions de croyances. Nous explicitons leur utilisation pour la construction et la paramétrisation du modèle de risques de l'AiDR puis nous proposons un nouveau modèle de barrière, basé sur le développement d'un Leaky Noisy-OR évidentiel. Enfin, nous nous intéressons à la phase d'exploitation des résultats. Nous proposons des adaptations de différents outils d'évaluation des risques existants dans l'AiDR tels que des cartographies imprécises, des hiérarchisations et des facteurs d'importance. Nous présentons également des orientations pour la prise de décision en présence d'incertain en proposant des processus d'identification et de réduction de l'incertain ainsi que des moyens permettant une prise de décision en cas d'ambiguïté (par exemple, la transformée pignistique).

- Le *Chapitre 4* porte sur une mise en application des différentes contributions proposées dans le *Chapitre 3* au cas de l'appréciation des risques d'un système industriel important pour EDF : la Source Froide, assurant le refroidissement d'une unité de production d'énergie. Cette application nous permet de confronter nos contributions à leur passage à l'échelle sur un cas industriel réel. Il permet d'illustrer les problématiques solutionnées par nos contributions sur les phases d'identification, d'analyse et d'évaluation des risques. Ainsi, il permet en premier lieu de juger de la faisabilité de la mise en application de nos contributions. En outre, la comparaison des résultats obtenus avant et après la mise en place de nos contributions permet de mettre en exergue leur valeur ajoutée, notamment au niveau des informations supplémentaires fournies pour la prise de décision. Cette application nous permet également d'identifier les limites atteintes par nos contributions au regard des hypothèses posées et de dégager de nouvelles perspectives. Ces perspectives sont aussi bien théoriques (par exemple, la prise en compte des aspects résilients de l'humain ou encore des aspects dynamiques des systèmes) qu'appliquées (par exemple, l'automatisation du codage du réseau).

CHAPITRE 1

Des analyses de risques disciplinaires aux analyses de risques multidisciplinaires

INTRODUCTION	19
1. LES ANALYSES DE RISQUES DISCIPLINAIRES	20
1.1. DU RISQUE A SON MANAGEMENT	20
1.1.1. La notion de risque	20
1.1.2. Le concept d'analyse de risques	22
1.2. LES ANALYSES DE RISQUES DISCIPLINAIRES	23
1.2.1. L'analyse des risques techniques	24
1.2.2. L'analyse des risques humains	26
1.2.3. L'analyse des risques organisationnels	26
1.2.4. La prise en compte des conditions environnementales	27
1.3. L'ANALYSE DE SYSTEMES SOCIOTECHNIQUES COMPLEXES	28
1.3.1. La notion de systèmes complexes	28
1.3.2. Les limites des approches disciplinaires	29
2. LES ANALYSES DE RISQUES MULTIDISCIPLINAIRES	29
2.1. LE PASSAGE A UNE VISION GLOBALE DES RISQUES	29
2.1.1. Objectifs et exigences	29
2.1.2. Entre vision « intégrée » et « intéropérée »	30
2.2. LES PRINCIPALES APPROCHES DEVELOPPEES	33
2.2.1. Présentation	33
2.2.2. Etude comparative des approches	35
3. L'APPROCHE D'ANALYSE INTEGREE DES RISQUES (AIDR)	37
3.1. PRESENTATION DE L'APPROCHE	37
3.1.1. Objectifs et enjeux	37
3.1.2. Un cadre théorique générique	38
3.1.3. Une modélisation unifiée des connaissances	40
3.2. LES RESEAUX BAYESIENS : SUPPORT DU MODELE DE RISQUES	41
3.2.1. Structuration du modèle de risques	41
3.2.2. Quantification du modèle de risques	43
3.2.3. Exploitation du modèle de risques	46
3.3. LA PROBLEMATIQUE DU TRAITEMENT DE L'INCERTAIN	50
4. CONCLUSION	53

Introduction

Face à des exigences de plus en plus contraignantes sur les biens et/ou les services à fournir, les systèmes industriels ont été amenés depuis de nombreuses années à évoluer pour assurer leur pérennité et leur survie économique et tendent aujourd'hui vers des systèmes sociotechniques complexes [EGDI, 2010]. Ces évolutions ont eu pour conséquence de placer ces systèmes face à des risques multiples et de natures différentes. Pour continuer à développer l'industrie tout en garantissant un haut niveau de sûreté des installations, il convient ainsi de mettre en place des méthodologies d'analyse de risques permettant d'évaluer ces risques en vue de les maîtriser voire de les anticiper.

Ce chapitre se focalise donc sur les analyses de risques de systèmes sociotechniques complexes et leur évolution jusqu'à aujourd'hui. En effet, les approches d'analyse de risques industriels évoluent elles aussi sous l'effet du développement de l'industrie mais aussi de la complexité croissante des systèmes. A cela s'ajoutent la multiplication des risques à considérer et des enjeux liés à l'acceptabilité de ces risques. Afin de positionner le contexte de nos travaux, il est nécessaire d'introduire les différents éléments relatifs aux risques et à leur gestion ainsi que les éléments de contexte nous ayant amené à nous focaliser sur la problématique particulière des analyses de risques multidisciplinaires.

La première partie de ce chapitre introduit les notions de danger, de risque et d'analyse des risques. Partant de ces définitions, nous présentons ensuite les principales approches d'analyses de risques disciplinaires¹⁰ associées aux risques techniques, humains, organisationnels et environnementaux. Nous identifions ensuite des éléments conduisant à des limites concernant l'utilisation de telles approches pour bon nombre des systèmes sociotechniques complexes actuels. Nous soulignons la nécessité d'un passage à des analyses plus globales orientées sur une vision multidisciplinaire des risques.

En réponse à ces limites, la seconde partie de ce chapitre nous permet d'introduire la notion d'analyses de risques multidisciplinaires, i.e. couvrant les risques de différentes natures (techniques, humains, organisationnels, environnementaux). Nous identifions tout d'abord les objectifs et les exigences relatifs à la mise en œuvre de telles approches notamment en termes de multidisciplinarité et de généricité. Puis, nous présentons les principales approches multidisciplinaires développées et utilisées à ce jour. Enfin, nous en proposons une étude comparative afin d'en identifier les limites au regard des exigences précédemment définies.

Sur la base de cette étude comparative, la troisième partie de ce chapitre nous amène à nous focaliser sur une de ces approches multidisciplinaire : l'Analyse intégrée Des Risques (AiDR), formalisée et développée depuis plusieurs années par les deux partenaires de cette thèse CIFRE (EDF R&D et le CRAN). L'objectif est à la fois d'identifier ce qui en fait une solution possible aux limites présentées par d'autres approches multidisciplinaires et de présenter plus en détails cette approche sur laquelle seront apportées nos contributions. De cette présentation, nous identifions certaines problématiques de l'AiDR dans son exploitation actuelle. Nous soulignons notamment la problématique du traitement de l'incertain que nous généralisons ensuite aux approches d'analyses de risques multidisciplinaires.

¹⁰ Désigne les approches ne s'intéressant qu'à un seul type de risques, au contraire des approches « multidisciplinaires ».

1. Les analyses de risques disciplinaires

Cette première section introduit les notions de danger, de risque et d'analyse des risques. Partant de ces définitions, nous présentons les principales approches d'analyses de risques disciplinaires associées aux risques techniques, humains, organisationnels et environnementaux. Nous identifions ensuite des éléments conduisant à des limites concernant l'utilisation de telles approches pour bon nombre des systèmes sociotechniques complexes actuels. Au final, nous soulignons la nécessité d'un passage à des analyses plus globales orientées sur une vision multidisciplinaire des risques.

1.1. Du risque à son management

1.1.1. La notion de risque

Le *risque* est défini, de façon générale, comme étant lié à un danger ou un inconvénient plus ou moins probable auquel un individu ou un système est exposé [Larousse, 2012]. La notion de risque est utilisée dans de nombreux domaines. Il peut être industriel, sanitaire, environnemental, alimentaire, médical ou bien encore financier. Nous proposons dans un premier temps de définir de façon générale la notion de risque puis, dans un second temps, de la particulariser aux risques industriels sur lesquels se focalisent nos travaux.

Longtemps assimilée à la notion de danger, la notion de risque est cependant à dissocier de celle-ci. Le *danger* correspond en effet à la propriété intrinsèque d'une substance dangereuse ou d'une situation physique à pouvoir provoquer des dommages [SEVESO II, 1996]. En d'autres termes, pour qu'il y ait un risque, il faut qu'une cible (une personne, un processus ou encore une entreprise) soit en présence d'un danger. Ainsi, lorsqu'un danger est présent, un événement redouté, dont l'occurrence est incertaine (notion de probabilité), peut survenir et entraîner des dommages pour la cible (notion de gravité) [AFNOR, 2009]. Plusieurs définitions du risque peuvent être rencontrées :

- [Villemeur, 1992] : Mesure d'un danger associant une mesure de l'occurrence d'un événement indésirable et une mesure de ses effets ou conséquences.
- [European Council, 1997] : Probabilité pour qu'un effet spécifique se produise dans une période donnée ou dans des circonstances déterminées.
- [Gouriveau, 2003] : Association des caractéristiques des événements causes et conséquences d'une situation donnée.
- [ISO, 2007] : Combinaison de la probabilité de dommage et de la gravité de ce dommage.

Nous observons que le risque est très souvent défini par une relation entre l'occurrence d'un événement (généralement appelé *probabilité*) et ses conséquences (généralement appelé *gravité*). La combinaison de ces deux mesures permet de définir la notion de *criticité*, calculée par le produit des mesures de probabilité et de gravité associées à un risque [AFNOR, 2009]. En outre, la notion de criticité permet de définir les limites pour lesquelles un risque est considéré comme acceptable ou non (Figure 1-1).

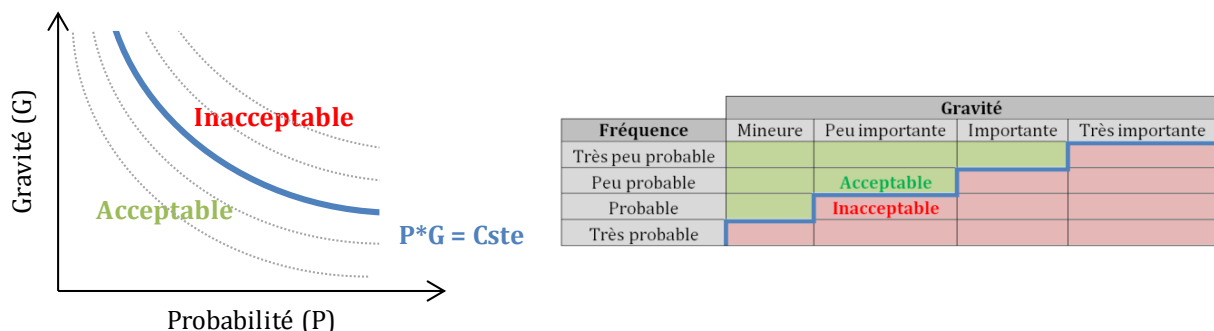


Figure 1-1. Exemples de représentation de la criticité d'un risque

La notion d'*acceptabilité* est liée à la tolérance que la Société a vis-à-vis de la probabilité et de la gravité d'un risque. Par exemple, les accidents de transports aériens sont moins acceptés que les accidents routiers car ils ont des conséquences plus graves, bien qu'étant moins fréquents. Les conditions d'acceptabilité d'un risque peuvent être matérialisées grâce à l'utilisation de matrices de risque ou encore de *courbes iso-critiques*, également appelées courbes de Farmer [Farmer, 1967]. Parmi ces courbes, l'une est définie comme la limite d'acceptabilité du risque considéré. Ces courbes sont caractérisées par le fait que la criticité y est constante. Ainsi, un risque peut être rendu acceptable en réduisant soit sa probabilité (mesures de prévention du risque) soit sa gravité (mesures de protection du risque).

Face aux définitions du risque basées sur une vision d'un couple « probabilité-gravité », la version 2010 de la norme ISO 31000 donne une définition plus générale et plus ouverte. Elle définit le risque comme l'effet de l'incertitude sur l'atteinte des objectifs [ISO, 2010]. La notion de probabilité est remplacée par celle d'incertitude et la notion de gravité par celle d'effet sur l'atteinte des objectifs. [ISO, 2010] complète cette définition en précisant qu'une incertitude comme un état, même partiel, de défaut d'information concernant la compréhension ou la connaissance d'un événement ou de ses conséquences. Les objectifs peuvent être de différentes natures (sécurité, santé, finance, environnement, etc.) et concerner différents niveaux comme le niveau stratégique. Enfin, un effet est défini comme un écart positif ou négatif par rapport à une attente.

Bien que cette nouvelle définition ne remette pas en question la problématique de traitement des risques et de leurs conséquences, elle repositionne la définition du risque en imposant de spécifier les objectifs d'une activité dont l'atteinte pourrait être entravée par l'occurrence de circonstances incertaines [Motet, 2009]. Cette nouvelle définition permet également de mettre en exergue quatre caractéristiques sous-jacentes à celle de risque :

1. Un risque peut avoir une connotation positive ou négative.
2. Un risque ne peut être étudié sans faire référence à des objectifs convenablement définis.
3. Un risque peut être assimilé à une incertitude sur un état de connaissance.
4. Il n'y a pas de cadre théorique prédéfini avec l'absence de la notion de probabilité.

Vis-à-vis de ces définitions générales, le contexte de nos travaux nous amène à nous focaliser plus particulièrement sur les *risques industriels*. Ces risques, qui peuvent être définis par les caractéristiques énoncées précédemment, sont principalement liés à la mise en œuvre d'activités humaines à des fins technologiques (industrie, production d'énergie, etc.). Ce type de risques est défini comme étant l'occurrence d'incidents ou d'accidents liés à l'exploitation d'un système de production pouvant impacter les hommes, l'environnement et/ou le système technique [Desroches et al., 2006].

En d'autres termes, les Plans de Prévention des Risques Technologiques [MEDD, 2007] définissent les risques industriels comme l'occurrence d'un événement accidentel sur un site industriel pouvant entraîner des conséquences graves (*effets*) pour le personnel, les populations, l'environnement ou les biens (*cibles*). Notons que les industries à risques regroupent principalement les industries chimiques, pétrolières, nucléaires, de stockage de gaz, de stockage par silos et toutes autres industries utilisant des substances dangereuses comme dans le secteur pharmaceutique ou dans l'agroalimentaire [MEDD, 2007].

Différents types d'événements peuvent être sources de dangers et aboutir à des risques pour les systèmes industriels cibles. Une *source de danger* peut être définie comme un élément qui, seul ou combiné à d'autres, présente un potentiel intrinsèque de risque [ISO, 2010]. Il est ainsi possible d'identifier le système technique lui-même, l'humain, l'organisation et l'environnement physique et réglementaire dans lequel évolue le système comme source de danger [MEDD, 2007]. Un danger issu d'une de ces quatre disciplines¹¹ peut ainsi être initiateur de risque pour le système industriel considéré, qui devient alors la cible de ces sources de danger (Tableau 1-1).

¹¹ Désigne la spécialité métier qui peut être le technique, l'humain, l'organisationnel ou l'environnemental.

Source	Exemples d'initiateurs
Technique	Défaillance d'un (ensemble de) composant
Humain	Erreur d'un opérateur ou d'une équipe
Organisation	Dysfonctionnement dans l'organisation
Environnemental	Contexte physique (séismes, inondations, etc.) ou réglementaire

Tableau 1-1. Principales sources de risques industriels

Ces sources impliquent trois grandes familles de risques industriels [Desroches et al., 2006] :

1. Les *risques techniques* associés à l'apparition d'un événement technique dans une entreprise.
2. Les *risques opérationnels* sont associés au déroulement d'une activité ou au fonctionnement d'une entreprise.
3. Les *risques environnementaux* sont associés à un événement naturel dont l'apparition est indépendante de l'action humaine.

Les risques industriels sont qualifiés de *risques majeurs* lorsque les effets peuvent mettre en jeu un grand nombre de personnes et occasionner des dégâts importants dépassant les capacités de réactions des instances directement concernées [MEDD, 2007]. Ils se caractérisent par des probabilités faibles et des gravités fortes (en haut à gauche de la courbe proposée Figure 1-1).

A titre d'exemple, nous pouvons citer quelques uns des grands accidents industriels survenus ces dernières décennies à travers le monde comme l'incendie d'une industrie pétrochimique à Feyzin en 1966 [Lagadec, 1981], une explosion sur le site industriel à Flixborough en 1974 [Department of Transport, 1975], une fuite à l'usine chimique de Seveso en 1976 [Seveso, 1982], une fuite de gaz toxique à Bhopal en 1984 [Union Carbide Corporation, 1985], l'accident de Tchernobyl en 1986 [Department of Energy, 1987], l'explosion du site AZF de Toulouse en 2001 [Barthelemy et al., 2001] ou plus récemment l'accident de Fukushima en 2011 [INPO, 2011].

Au regard des risques et des enjeux associés à l'occurrence de tels accidents, le risque industriel est devenu socialement de moins en moins admis. Aujourd'hui un haut niveau de maîtrise des risques doit être fréquemment démontré [DeRocquigny, 2006]. L'objectif est de maîtriser la probabilité et la gravité associées à ces risques en identifiant au mieux leur possibilité d'occurrence, leurs conséquences et les moyens permettant leur réduction ou leur évitement.

Afin d'analyser et de maîtriser au mieux les différents risques auxquels sont soumises les installations industrielles, des approches d'analyses de risques ont été développées depuis plusieurs décennies.

1.1.2. Le concept d'analyse de risques

L'*analyse de risques* fait partie d'un processus plus général appelé *management des risques*. Le management des risques est défini dans l'ISO 31000 comme étant un ensemble d'activités coordonnées dans le but de diriger et piloter un organisme vis-à-vis du risque [ISO, 2010]. L'objectif de ce processus est à la fois d'identifier, d'apprécier et de traiter les risques afin de les réduire au maximum ou, à défaut, de les maintenir acceptables. Ce concept se focalise sur les notions de probabilité, de gravité et d'acceptabilité présentées précédemment mais aussi sur la communication autour des risques.

Alors que de nombreuses normes existent concernant le management des risques, elles sont trop souvent associées au management de risques spécifiques à un secteur d'application (nucléaire, ferroviaire, pharmaceutique, etc.) ou à certains systèmes sociotechniques comme les Installations Classées pour la Protection de l'environnement [ICPE, 1976] ou encore les installations SEVESO [SEVESO II, 1996]. La norme ISO 31000 propose une approche générique du management des risques.

L'ISO 31000 définit un vocabulaire, un cadre et un processus commun de management des risques afin de permettre le dialogue entre les différentes parties prenantes (Figure 1-2). L'utilisation reconnue de cette norme dans de nombreuses industries et compagnies telles que EDF nous amène à fonder notre présentation du concept d'analyse de risques sur cette norme et notamment sa terminologie.

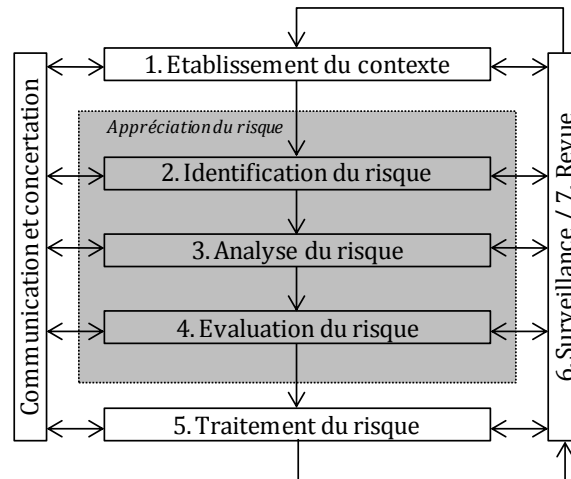


Figure 1-2. Processus de management des risques selon [ISO, 2010]

Le processus de management des risques se décompose en sept étapes principales [ISO, 2010]:

1. *L'établissement du contexte* consiste à définir un domaine d'application, des paramètres externes et internes à prendre en compte et des critères de risque.
2. *L'identification des risques* consiste en un processus de recherche, de reconnaissance et de description des risques auxquels est soumis le système considéré.
3. *L'analyse des risques* correspond au processus mis en œuvre pour comprendre la nature d'un risque et pour en déterminer le niveau associé.
4. *L'évaluation des risques* vise à comparer les résultats de l'analyse avec des critères de risque afin de déterminer si le risque est acceptable ou non.
5. *Le traitement des risques* est destiné à modifier un risque notamment par élimination de sa source ou par modification de sa vraisemblance ou de sa conséquence.
6. *La surveillance des risques* consiste à vérifier, superviser, observer, ou déterminer l'état du risque afin d'identifier continûment des changements par rapport au niveau de performance exigé ou attendu.
7. *La revue des risques* vise à déterminer l'adaptation au risque étudié pour atteindre les objectifs établis.

Les étapes d'identification, d'analyse et d'évaluation des risques constituent la phase d'*appréciation du risque*. Ces trois phases constituent le cœur du processus de management des risques car elles permettent la construction d'une évaluation du niveau de risque. Elles sont donc fondamentales afin de mettre en place un traitement efficace du risque en aval.

Afin de mener à bien le processus global de management des risques présenté ici, il est nécessaire de disposer d'approches d'analyse de risques structurées permettant de représenter les systèmes et de les analyser. Ces approches doivent permettre de s'intéresser aux différentes sources de risques introduites précédemment, i.e. le système technique, l'humain, l'organisationnel et l'environnement.

1.2. Les analyses de risques disciplinaires

Les approches d'analyse de risques les plus couramment utilisées sont définies comme ayant une *vision disciplinaire*. En effet, elles ne s'intéressent qu'à une discipline susceptible d'être source de risque pour les systèmes étudiés. Ces méthodes n'ont ainsi pas vocation à coupler différents types de risques mais bien à se focaliser sur l'analyse des risques au sein d'une discipline en particulier. Nous proposons ici d'illustrer les principaux avantages et limites de ces approches.

Compte tenu de l'impossibilité à présenter toutes les méthodes existantes, nous nous focalisons sur les principales méthodes utilisées dans chaque discipline en nous appuyant notamment sur les travaux bibliographiques proposés dans [Léger, 2009].

1.2.1. L'analyse des risques techniques

Les analyses de risques techniques ont été les premières à être développées pour tenter de maîtriser les risques liés aux systèmes industriels. Elles se fondent principalement sur la base d'approche qualitatives et (semi-)quantitatives. En outre, ces méthodes peuvent être soit inductives (des causes vers les conséquences) soit déductives (des conséquences vers les causes) comme l'illustre la Figure 1-3. Les approches d'analyses de risques sont principalement basées sur des *représentations par graphes ou par tableaux* et permettent de répondre totalement ou partiellement aux principales phases d'une analyse de risques [Villemeur, 1988].

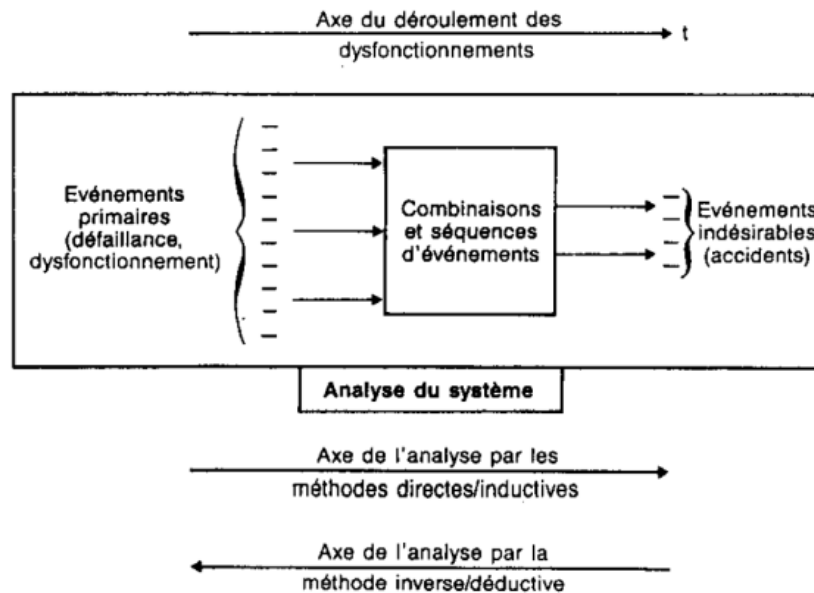


Figure 1-3. Lien entre le déroulement des accidents et les modes d'analyse des risques [INRS, 1990]

Les approches basées sur des représentations par tableaux sont généralement des approches ayant une orientation d'analyse dysfonctionnelle¹² des systèmes. Elles sont donc généralement utilisées en amont d'analyses de risques plus détaillées. Nous pouvons citer :

- Les *analyses préliminaires de risques ou de dangers* (APR/APD) qui visent à identifier les risques ainsi que les causes, les conséquences ou encore les sécurités existantes pour éventuellement définir des améliorations.
- Les *analyses des modes de défaillances, de leurs effets et de leur criticité* (AMDE/AMDEC) qui sont dédiées à l'étude des défaillances des produits ou processus afin d'identifier à la fois les défaillances, leurs causes, leurs conséquences et déterminer leur criticité.

L'utilisation de modèles basés sur des graphes permet de représenter de façon explicite les liens de causalités menant à des accidents. Parmi les modèles graphiques les plus fréquemment utilisés, nous pouvons citer :

- Les *diagrammes fonctionnels de fiabilité* (DFF) qui permettent, via une représentation graphique, de modéliser un système et de déterminer sa fiabilité en fonction de l'état des composants qui le constituent.
- Les *arbres d'événements* (AdE) qui permettent de déterminer les événements qui découlent de la défaillance d'un composant ou d'une partie d'un système. Cette approche peut concerner aussi bien des moyens techniques, qu'humains (intervention des opérateurs) ou organisationnels (application de procédures).
- Les *arbres de défaillances* (AdD) qui permettent, à partir d'un événement¹³ redouté, de déterminer les combinaisons de défaillances pouvant mener à cet événement redouté.

¹² Identification de l'ensemble des défaillances pouvant apparaître dans le système et analyse de leur impact.

¹³ Occurrence ou changement d'un ensemble particulier de circonstances [ISO, 2010]

- Les *arbres de conséquences* (AdC) qui permettent, à partir d'un événement redouté, de déterminer les enchaînements de conséquences pouvant apparaître suite à l'occurrence de cet événement redouté.
- Les *nœuds-papillons* (NP) qui permettent de combiner les arbres de défaillances et de conséquences au sein d'une même représentation. Cela permet d'avoir une vision globale à la fois des scénarios menant à un événement redouté et des conséquences induites.

Bien que fréquemment utilisés, ces outils présentent cependant certaines limites. Ainsi, les analyses préliminaires de dangers et les analyses des modes de défaillance et de leurs effets ne permettent pas de quantifier les risques et se rapprochent principalement de la phase d'identification des risques. D'autres représentations telles que les diagrammes fonctionnels de fiabilité, les arbres de défaillances ou de conséquences et les nœuds-papillons ne s'intéressent qu'à la notion de probabilité associée à la définition du risque et ne considèrent pas la gravité. Ces méthodes se rapprochent ainsi davantage du domaine de la sûreté de fonctionnement que de celui de la maîtrise des risques.

Parmi ces approches, seules les AMDEC prennent explicitement en considération les mesures de probabilité et de gravité. D'autres approches ont été développées pour répondre à ce manque comme par exemple les matrices de risques définies grâce aux mesures de probabilités et de gravité d'un risque (Figure 1-1). Nous pouvons également identifier des approches quantitatives visant à analyser un système et à prédire son évolution telles que celles basées sur l'analyse du retour d'expérience, les simulations de Monte-Carlo, les équations de fiabilité ou encore des approches graphiques comme les chaînes de Markov, les réseaux de Pétri ou bien les réseaux Bayésiens.

De façon générale, l'INERIS¹⁴ identifie les principaux points forts ainsi que des limites inhérentes à ces méthodes d'analyses de risques dans son rapport d'étude sur la formalisation du savoir et des outils dans le domaine des risques majeurs [INERIS, 2006]. Le Tableau 1-2 synthétise ces principaux points forts et limites.

Points forts	Limites
<ol style="list-style-type: none"> 1. <i>Caractère systématique</i> : les approches permettent d'aborder de manière méthodique les différents événements redoutés et leurs conséquences. 2. <i>Outil d'échange et de communication</i> : support d'échange entre des personnes de sensibilités et métiers différents. 3. <i>Complémentarité</i> : la diversité des approches permet d'avoir des niveaux d'analyse plus ou moins profonds selon les besoins de l'étude. 	<ol style="list-style-type: none"> 1. <i>Prise en compte des agressions externes</i> : les études sont plus souvent dédiées à l'identification des impacts d'une installation sur son environnement et moins de l'environnement sur l'installation. 2. <i>Manque d'exhaustivité</i> : il est impossible de garantir une exhaustivité totale dans l'identification des causes potentielles d'un accident par l'utilisation de ces approches.

Tableau 1-2. Points forts et limites des analyses de risques techniques selon [INERIS, 2006]

Au-delà des limites identifiées dans [INERIS, 2006] et malgré leur intérêt, les approches d'analyse de risques techniques ont été remises en question à l'apparition des premiers accidents industriels majeurs dans les années 70. L'analyse de ces accidents a en effet fait apparaître la présence d'erreurs humaines dans l'occurrence des défaillances techniques ayant entraîné ces accidents. Nous pouvons citer l'accident nucléaire de Three Miles Island en 1979 où l'arrêt manuel du circuit d'injection de sécurité par l'opérateur situé en salle de commande a entraîné la fusion du cœur.

De nouvelles approches ont alors été étudiées en vue d'analyser les risques d'origine humaine sous-jacents aux risques techniques. Ces analyses de risques se sont focalisées sur l'étude des risques humains en s'intéressant à l'individu puis au collectif de travail.

¹⁴ Institut National de l'Environnement industriel et des Risques

1.2.2. L'analyse des risques humains

La majeure partie des approches développées pour l'analyse des risques humains se base sur les notions de *fiabilité humaine* et d'*ergonomie*. Nous nous focalisons ici sur les approches orientées sur la fiabilité humaine. Les approches ayant une vision « ergonomie » étudient en effet toutes les situations de travail possible dans un lieu donné et donne souvent lieu à des éléments peu quantifiables comme le souligne [Léger, 2009].

La fiabilité humaine est définie comme la probabilité qu'un individu effectue avec succès une mission pendant une durée déterminée et dans des conditions définies [Rook, 1962]. L'objectif de ces approches est de comprendre comment une erreur d'un opérateur peut conduire à un accident et de déterminer la probabilité d'occurrence de cette erreur. Plus généralement appelée *Evaluation Probabilistes de la Fiabilité Humaine* (EPFH), ces approches sont définies comme des démarches appliquées pour évaluer et comprendre la fiabilité des processus des systèmes à risques où intervient essentiellement l'homme [Magne et Vasseur, 2006].

Elles sont classées en deux catégories :

1. Les *méthodes de 1^{ère} génération* qui sont apparues les premières et s'appuient sur l'hypothèse du caractère générique du comportement humain en modélisant les interventions des opérateurs par une description décomposée et simplifiée.
2. Les *méthodes de 2^{ème} génération* qui sont apparues par la suite pour permettre de mieux modéliser la complexité de la conduite accidentelle. Ainsi, elles tiennent compte des écarts entre la représentation faite du comportement de l'homme et la réalité (grâce notamment à l'apport d'autres domaines comme l'ergonomie ou la psychologie).

Le Tableau 1-3 propose une liste des principales méthodes d'EPFH couramment utilisées.

Gén.	Méthodes	
1 ^{ère}	TRC	Time Reliability Correlation [Hall et al., 1982]
1 ^{ère}	THERP	Technique for Human Error Rate Production [Swain et Guttman, 1983]
1 ^{ère}	HCR	Human Cognitive Reliability [Hannaman et al., 1984]
1 ^{ère}	SHARP	Systematic Human Action Reliability Procedure [Hannaman et Spurgin, 1984]
1 ^{ère}	SLIM	Success Likelihood Index Method [Embrey et al., 1986]
1 ^{ère}	HEART	Human Error Assessment and Reduction Technique [William, 1986]
1 ^{ère}	ASEP	Accident Sequence Evaluation Program [Swain, 1987]
2 ^{ème}	ATHEANA	A Technique for Human Event ANALysis [Cooper et al., 1996]
2 ^{ème}	CREAM	Cognitive Reliability and Error Analysis Method [Hollnagel, 1998]
2 ^{ème}	MERMOS	Méthode d'Evaluation de la Réalisation des Missions Opérateurs pour la Sûreté [Bieder et al., 1998]
2 ^{ème}	CESA	Commission Errors and Search Assessment [Reer et al., 2004]

Tableau 1-3. Principales méthodes d'EPFH de 1^{ère} et 2^{ème} génération

L'occurrence d'autres accidents industriels majeurs dans les années 80 a remis en question ces approches en faisant ressortir le rôle sous-jacent des dysfonctionnements organisationnels dans l'occurrence d'erreurs humaines. Ils démontrent alors que le facteur humain ne peut expliquer à lui seul les accidents et que ces erreurs humaines peuvent s'expliquer par certains facteurs de contexte comme par exemple des pressions de production qui privilégient la production au détriment de la sûreté. Dans les années 90, le retour acquis sur les phénomènes accidentels a ainsi amené les scientifiques à se focaliser également sur les risques d'origine organisationnelle.

1.2.3. L'analyse des risques organisationnels

Pour l'analyse des risques organisationnels, les approches développées s'appuient principalement sur la notion de *facteurs organisationnels*. Ces facteurs sont définis en se basant sur l'analyse organisationnelle de cas avérés d'accidents et en retraçant les scénarios ayant mené à ces accidents pour en déterminer les causes organisationnelles [IRSN, 2011]. Les facteurs sont proposés en s'appuyant sur deux approches distinctes :

1. La *Théorie de l'Accident Normal* de [Perrow, 1990]. Elle vise à considérer qu'un accident est lié aux propriétés techniques des systèmes complexes. Ainsi, l'organisation ne jouerait pas un rôle prépondérant dans l'occurrence ou l'évitement d'accidents.

2. Les *Organisations Hautement Fiabiles* de [Roberts, 1990]. Il fait le constat que les organisations où le niveau de risque est le plus élevé, sont en général celles qui subissent le moins de catastrophes. Ce paradoxe est appelé « performance anormale ». Il s'agit alors d'identifier les caractéristiques intrinsèques de ces organisations permettant d'expliquer ces hautes performances afin d'en déterminer des facteurs clés.

En s'appuyant sur ces approches, des travaux ont été menés pour analyser des accidents et comprendre ce qui a entraîné ou évité leur occurrence et ainsi déterminer des facteurs organisationnels caractéristiques. Le Tableau 1-4 propose une synthèse des principaux travaux.

[Sagan,1993]	Proposition de cinq critères caractérisant les organisations à haute fiabilité comme la forte culture de fiabilité ou l'intérêt présenté pour la fiabilité et la sûreté.
[Turner et Pidgeon, 1997]	Définition de huit phénomènes organisationnels impliqués dans l'occurrence d'accidents tels que les croyances dans les qualités organisationnels, les défauts d'information ou encore la minimisation du danger émergent.
[Reason, 1997]	Introduction pour la première fois de la notion de « facteurs organisationnels » avec la proposition de huit éléments tels que la structure organisationnelle, le management du personnel ou encore les pressions commerciales et opérationnelles.
[OCDE, 1999]	Définition de onze facteurs importants pour la sûreté des installations nucléaires dont les buts et stratégies, les allocations de ressources, la formation, etc.
[Pierlot et al., 2007]	Définition, cette fois-ci sur la base de l'étude de cas avérés, de sept facteurs organisationnels pathogènes dont l'insuffisance de la culture organisationnelle de sûreté, les pressions de production, la faiblesse des organismes de contrôles, etc.

Tableau 1-4. Principaux travaux sur les facteurs organisationnels

1.2.4. La prise en compte des conditions environnementales

Au-delà de la prise en compte des risques humains et organisationnels impactant le système technique, l'analyse des systèmes industriels doit également tenir compte de l'environnement dans lequel il évolue. Cela comprend à la fois les *environnements physiques et contextuels*.

La prise en compte de l'environnement physique comme source de danger peut être réalisée de plusieurs façons. Elle consiste principalement à modéliser des variables comme les débits, les températures ou encore les phénomènes extrêmes (crues, inondations, séismes, etc.) pouvant impacter les systèmes industriels. Les conditions environnementales sont ainsi présentes dans les approches d'analyses de risques techniques présentés dans la section 1.2.1. Par exemple, les analyses préliminaires de risques ou de dangers considèrent les causes environnementales entraînant des risques ou dangers pour le système technique étudié. De plus, les arbres de défaillances considèrent les événements environnementaux qui, couplés aux défaillances techniques, peuvent mener à l'événement redouté. Enfin, les AMDE ou AMDEC considèrent quant à elles les causes environnementales des défaillances des produits ou processus.

Pour ce qui est de l'environnement contextuel, rappelons que la réglementation est à la base du concept de management des risques. En effet, en l'absence de réglementation sur les installations industrielles, il n'y aurait pas lieu de faire des analyses de risques pour évaluer les différents niveaux de risques. Ainsi, la prise en compte de l'environnement contextuel correspond généralement à la réglementation associée aux systèmes étudiés et qui conditionnent leur exploitation. Nous pouvons citer les réglementations associées aux ICPE [ICPE, 1976] ou aux installations SEVESO [SEVESO II, 1996]. Les contraintes réglementaires peuvent aussi correspondre à des seuils à ne pas dépasser.

Finalement, l'intérêt toujours croissant pour l'amélioration de la connaissance des risques est en partie dû aux accidents majeurs qui ont marqué les mémoires et rappelé que l'évaluation des risques souffre encore de certains manques en termes de méthodes [INERIS, 2003]. En effet, au-delà des incidents ou presque-accidents qui ont pu mettre en alerte les industriels, ce sont donc généralement les accidents industriels majeurs qui ont servi de levier de développement à des approches disciplinaires d'analyse de risques et ont contribué à une meilleure maîtrise des risques techniques, humains, organisationnels et environnementaux (Figure 1-4).

En résumé, les analyses de risques se sont donc au départ focalisées uniquement sur l'aspect technique à cause d'une vision des risques principalement axée sur le système technique et sa fiabilité. Cependant, dès que l'on admet que le système technique n'évolue pas seul mais dans un

environnement dont ses interactions avec le système peuvent conduire à des accidents, la vision uniquement technique des risques devient obsolète. En ce sens, prenant conscience du rôle pathogène ou résilient que peut jouer l'homme et son organisation dans l'occurrence d'accidents, les approches ont évolué en s'intéressant à la composante humaine puis à la prise en compte du contexte organisationnel. Enfin, l'apparition de contraintes environnementales et réglementaires de plus en plus fortes implique de considérer également l'environnement physique et contextuel dans lequel évoluent les systèmes.

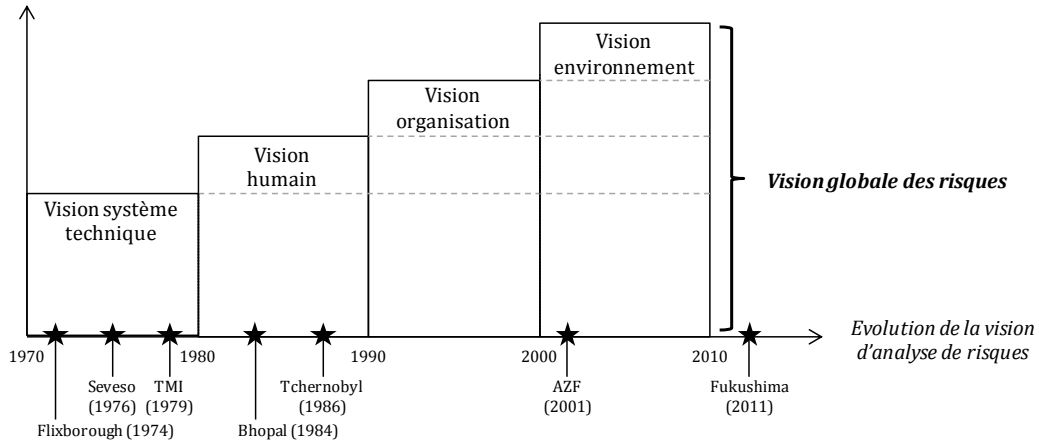


Figure 1-4. Evolution des approches d'analyses de risques

Au-delà de l'émergence de liens étroits entre les différentes disciplines, qui conduisent à désormais être confrontés à des *systèmes sociotechniques*, les systèmes industriels sont également devenus de plus en plus complexes. En effet, ils sont aujourd'hui composés de nombreux composants ou sous-systèmes interconnectés entre eux. Les systèmes industriels sont donc aujourd'hui des systèmes sociotechniques complexes du fait du nombre croissant de leurs composants et de la présence d'interactions fortes entre les disciplines [Le Moigne, 1990]. Cette notion de complexité est aussi une composante forte à intégrer pour l'analyse des risques.

1.3. L'analyse de systèmes sociotechniques complexes

1.3.1. La notion de systèmes complexes

La notion de *système complexe* se rapporte au caractère plus ou moins intelligible des systèmes. Ces systèmes peuvent être définis comme contenant plusieurs parties ou éléments combinés d'une manière qui n'est pas immédiatement claire pour l'esprit et difficile à comprendre [Larousse, 2012]. D'un point de vue technique, un système complexe n'est pas directement décomposable de par les interactions et dépendances qui y règnent. Cependant, il est quasi-décomposable lorsqu'il est possible d'identifier des sous-systèmes reliés entre eux [Lugan, 2006]. En d'autres termes, un système industriel est dit complexe lorsqu'il est constitué d'un nombre élevé d'éléments et d'interactions entre eux qui rendent impossible la compréhension et la modélisation de son fonctionnement de façon simple. La Figure 1-5 illustre les interactions généralement reconnues entre les différentes disciplines au sein d'un même système.

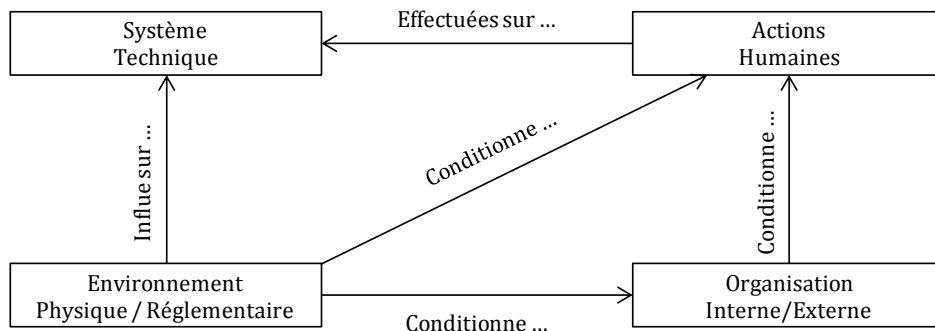


Figure 1-5. Principales relations entre les disciplines

Il convient de distinguer la notion de complexe de celle de *compliqué*. En effet, un système est dit compliqué lorsque les éléments sont nombreux mais qu'une décomposition en fonctions simples est possible et permet plus facilement de comprendre et de modéliser le système.

1.3.2. Les limites des approches disciplinaires

Les accidents industriels majeurs sont une illustration concrète des interactions qui unissent ces disciplines et le fait que ces accidents soient parfois le résultat de la combinaison de dangers issus de plusieurs de ces disciplines. A titre d'exemple, nous pouvons citer :

- L'accident nucléaire de Three Miles Island en 1979 : suite à l'affichage d'une information erronée, l'opérateur situé en salle de commande effectue un arrêt manuel du circuit d'injection de sécurité, entraînant à terme la fusion du cœur du réacteur et le rejet dans l'atmosphère de gaz radioactif [Kemeny, 1979] (défaillances technique et humaine).
- L'accident nucléaire de Tchernobyl en 1986 : pour réaliser un test d'ilotage, les opérateurs violent plusieurs alertes et procédures avec l'accord de leurs supérieurs, entraînant la surchauffe du cœur puis l'explosion du bâtiment réacteur [Department of Energy, 1987] (défaillances technique, humaine et organisationnelle).

Il apparaît donc essentiel de considérer les différentes sources de risques de façon globale, en prenant également en compte les risques environnementaux physiques et/ou contextuels. En effet, l'approche disciplinaire montre des limites pour assurer un management global des risques des installations industrielles sociotechniques complexes. Pour l'analyse de risques de tels systèmes, [INERIS, 2003] estime qu'une maîtrise efficace des risques majeurs dépend de la capacité à intégrer tous les aspects de la prévention des risques et nécessite l'adéquation des solutions disciplinaires entre elles afin d'obtenir une approche systémique et pluridisciplinaire.

En résumé, la compréhension des mécanismes d'accidents a permis le développement de nouvelles approches d'analyse de risques dont tout l'enjeu repose sur le fait de pouvoir faire interagir ces approches afin de considérer la complexité croissante des systèmes. La nécessité de développer des approches ayant une vision multidisciplinaire et non plus uniquement disciplinaire est renforcée par la présence de liens forts entre les disciplines contribuant à un accroissement de la complexité des systèmes. A ce titre, [Magne et Vasseur, 2006] souligne la nécessité d'identifier et d'analyser ces liens pour assurer un management cohérent des risques. En ce sens, des universitaires et industriels requestionnent les approches d'analyse de risques existantes afin de dépasser la vision disciplinaire pour se tourner vers le développement d'approches « multidisciplinaire » des risques, i.e. intégrant plusieurs disciplines.

2. Les analyses de risques multidisciplinaires

En réponse aux limites identifiées précédemment, cette seconde partie nous permet d'introduire la notion d'*analyses de risques multidisciplinaires*, i.e. couvrant les risques de différentes natures (techniques, humains, organisationnels, environnementaux). Après avoir identifié les objectifs et les exigences relatifs à la mise en œuvre de telles approches en termes de multidisciplinarité et de généricité, nous présentons les principales approches multidisciplinaires développées et utilisées à ce jour. Enfin, nous en proposons une étude comparative afin d'en identifier les limites au regard des exigences précédemment définies.

2.1. Le passage à une vision globale des risques

2.1.1. Objectifs et exigences

L'intérêt majeur de la mise en place d'approches globales d'analyse de risques est d'intégrer le facteur de complexité en répondant à certaines exigences¹⁵.

¹⁵ Une exigence est une propriété dont l'obtention est jugée nécessaire et peut être une fonction, une aptitude, une caractéristique ou une limitation à laquelle doit satisfaire un système, un produit ou un processus [AFIS, 2008].

Au regard des limites des approches disciplinaires et des enjeux identifiés pour ces nouvelles approches, nous proposons de définir trois exigences principales concernant le développement d'approches d'analyse de risques multidisciplinaires :

1. *Elles doivent présenter un caractère multidisciplinaire.* Les approches développées doivent tenter de mettre en commun un maximum de disciplines et ne pas se limiter à certaines relations comme par exemple la relation technique-humain.
2. *Elles doivent faire preuve de généricité.* Les approches développées doivent pouvoir être partagées entre différents secteurs et ne pas s'adresser à un secteur d'activité spécifique. Qu'il s'agisse du secteur de l'énergie, des transports ou de toutes autres industries, les systèmes industriels sont très généralement confrontés à des risques de nature technique, humaine, organisationnelle et/ou environnementale. De fait, il est préférable de mettre en place des approches pouvant être partagées entre les différents acteurs, dans le prolongement de la norme générique ISO 31000.
3. *Elles doivent être outillées pour permettre leur utilisation.* En référence à la norme ISO 31000, l'analyse de risques comprend, entre autres, les phases d'identification, d'analyse et d'évaluation des risques. Les approches développées doivent donc être munies d'outils permettant de mener à bien ces phases.

Par rapport à la première exigence, pour développer des analyses de risques multidisciplinaires il convient en premier lieu de se poser la question de la mise en commun des différentes disciplines et de leurs outils et méthodes. Cette mise en commun doit ainsi permettre le partage des connaissances qui sont communes et/ou complémentaires dans ces disciplines.

L'un des principaux défis pour le développement d'approches multidisciplinaires repose sur le fait de devoir coupler, au sein d'une même approche, plusieurs disciplines traitées habituellement de façon séparée. Ces disciplines sont en réalité dépendantes les unes des autres et ont des connaissances à partager pour l'analyse des systèmes sociotechniques. Comme le souligne [Sannier et Baudry, 2011], un projet (en ce qui nous concerne, les analyses de risques multidisciplinaires) est forcément lié à une discipline qui possède son propre vocabulaire voire, dans le cadre de projets multidisciplinaires, un vocabulaire qui peut se recouvrir avec des terminologies différentes ou diverger. La nécessité de travailler de façon multidisciplinaire implique donc au minimum des modèles sémantiques communs permettant des échanges de connaissances entre les outils et méthodes de chaque discipline [AFIS, 2008].

Les disciplines se distinguent principalement par la diversité des connaissances à traiter. L'un des objectifs majeurs est donc de permettre l'échange de connaissances entre disciplines afin de permettre un management global des risques. Deux approches peuvent être envisagées pour faire interagir les disciplines [Panetto et Molina, 2008] : les *intégrer* dans un formalisme commun ou faire *interopérer* les différentes disciplines et les méthodes et outils associés.

Avant de présenter les différents travaux réalisés sur les analyses de risques multidisciplinaires et de les comparer sur la base des trois exigences définies précédemment, nous proposons de préciser ces deux approches de mise en commun des connaissances afin de mieux les différencier et de justifier le choix particulier d'une approche.

2.1.2. Entre vision « intégrée » et « interopérée »

Afin de réaliser les échanges entre les disciplines, nous isolons, à partir des travaux de [Panetto et Molina, 2008], deux types de mise en commun des connaissances, outils et méthodes spécifiques aux disciplines (Figure 1-6). Ces deux types peuvent être rapprochés des notions d'intégration et d'interopération :

1. *Partage des connaissances (interopération)* : les connaissances sont partagées entre les différentes disciplines par l'intermédiaire de diverses passerelles aussi bien syntaxiques que sémantiques.
2. *Unification des connaissances (intégration)* : les connaissances de chaque discipline sont directement représentées et unifiées au sein d'un même modèle de risques.

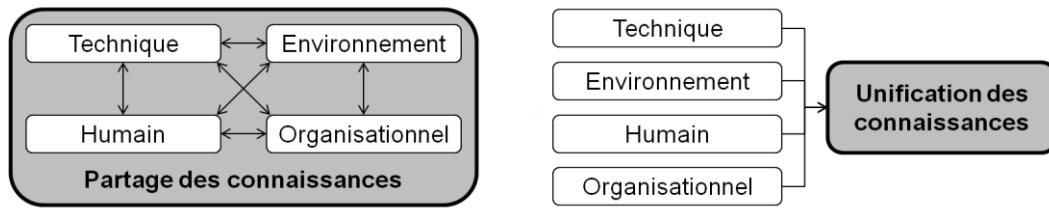


Figure 1-6. Unification des connaissances - Partage des connaissances

Dans le cas du *partage de connaissances*, les données de chaque discipline sont traitées indépendamment les unes des autres avec les outils métiers propres à chaque discipline. Des règles de transformations permettent ensuite d'échanger les connaissances entre les différentes disciplines pour réaliser l'analyse de risques globale. La création du modèle de risque se fait ainsi selon une *vision métier* reposant sur la notion d'interopérabilité où les connaissances restent propriétés de chaque discipline.

Parmi les différentes définitions de l'interopérabilité données dans la littérature, la grande majorité rapprochent l'interopérabilité des notions d'échange et de partage de connaissances entre divers éléments constitutifs d'un système. Nous pouvons citer les définitions suivantes :

- L'interopérabilité est la capacité que possèdent deux ou plusieurs systèmes à échanger des informations puis à exploiter les informations venant d'être échangées [IEEE, 1990].
- Capacité d'un système ou produit à travailler avec d'autres systèmes ou produits sans effet particulier. Elle est rendue possible par l'utilisation de standards [IEEE, 2000].
- L'interopérabilité est la capacité des systèmes informatiques et des processus qu'ils supportent d'échanger des données et de permettre le partage d'informations et de connaissances [EIF, 2004].
- L'interopérabilité des applications d'entreprise est définie comme la capacité pour un système d'échanger de l'information et des services dans un environnement technologique et organisationnel hétérogène [Chen et al., 2005].
- L'interopération entre des éléments consiste en l'échange et l'utilisation coopérative d'informations entre des composants autonomes [Fisher, 2006].

L'interopérabilité se focalise principalement sur la façon de mettre en commun différents éléments constitutifs d'un système considéré et concerne aussi bien les systèmes matériels que logiciels. Elle peut prendre plusieurs formes dont les principales sont techniques, syntaxiques, sémantiques et fonctionnelles [Panetto, 2006].

Les définitions de l'interopérabilité, données principalement dans les domaines de l'entreprise et de l'information, peuvent être étendues à l'interopérabilité pour le traitement de systèmes sociotechniques complexes en général. En effet, les systèmes d'entreprise et d'informations peuvent être apparentés à des cas particuliers de systèmes sociotechniques complexes [Verdanat, 2006]. Les entreprises peuvent être vues comme des systèmes sociotechniques complexes regroupant des ressources, initialement indépendantes avec chacune leur propre finalité, puis mises en commun pour atteindre une finalité globale.

La notion d'interopération permet ainsi de faire évoluer des disciplines de façon indépendante jusqu'au moment de leur mise en commun pour satisfaire à une finalité commune. Son utilisation permet de s'appuyer sur les outils et les méthodes les plus spécifiques et les plus expressives de chaque discipline. Des passerelles permettent ensuite l'échange de connaissances entre les disciplines. C'est ce qui pourrait être retrouvé dans le cas des analyses de risques multidisciplinaires où les approches ont longtemps été considérées indépendantes avec leurs propres finalités mais qui doivent aujourd'hui être couplées.

Dans le cas de l'*unification des connaissances*, la représentation de chacune des disciplines se fait directement au sein d'un même modèle. L'approche intégrée conduit ainsi à lever les interfaces et barrières entre les différents éléments constitutifs du système étudié afin de former un tout cohérent.

Avec ce type de mise en commun des connaissances, chaque discipline doit alors partager une même sémantique. La création du modèle de risque se fait selon une vision « globale » reposant sur la notion d'intégration où les connaissances ne sont plus uniquement propriétés des disciplines mais mises en commun entre les différentes disciplines.

Le choix d'une approche intégrée nécessite de bien choisir le niveau d'intégration et les bons éléments caractéristiques pour représenter les disciplines afin de répondre aux différentes exigences énoncées précédemment. L'un des intérêts de la vision intégrée repose notamment sur l'unification des connaissances des différentes disciplines dans un même modèle. L'un des pièges serait de développer des approches ne s'appuyant que sur certaines caractéristiques des disciplines en fonction du secteur d'application ou de la problématique ciblés.

Tout comme l'interopération, la notion d'intégration est une composante de l'Ingénierie Système (IS) qui définit notamment les méthodes, les modèles et les langages nécessaires à l'analyse et à la conception d'un système [AFIS, 2008]. L'Ingénierie Système est une démarche méthodologique coopérative et interdisciplinaire qui englobe l'ensemble des activités adéquates pour concevoir, développer, faire évoluer et vérifier un ensemble de produits, processus et compétences humaines apportant une solution performante aux besoins des parties prenantes et acceptable par tous [AFIS, 2008].

Les approches d'interopération et d'intégration visent toutes les deux à mettre en commun différents éléments constitutifs d'un système et à en assurer le bon fonctionnement afin de satisfaire à une finalité commune. La différence principale entre des systèmes intégrés et des systèmes interopérables réside dans la dépendance de leurs éléments constitutifs comme le souligne la norme ISO 14258 [AFNOR, 1998]. [Verdanat, 2007] ou encore [Chen et al., 2008] définissent ainsi trois types d'intégration selon le niveau de dépendance entre les éléments constitutifs d'un système (Figure 1-7) :

1. *Intégration faible* : les éléments du système existent par eux-mêmes.
2. *Intégration forte* : les éléments se distinguent et la modification d'un impacte les autres.
3. *Intégration complète* : les éléments du système forment un tout indissociable.

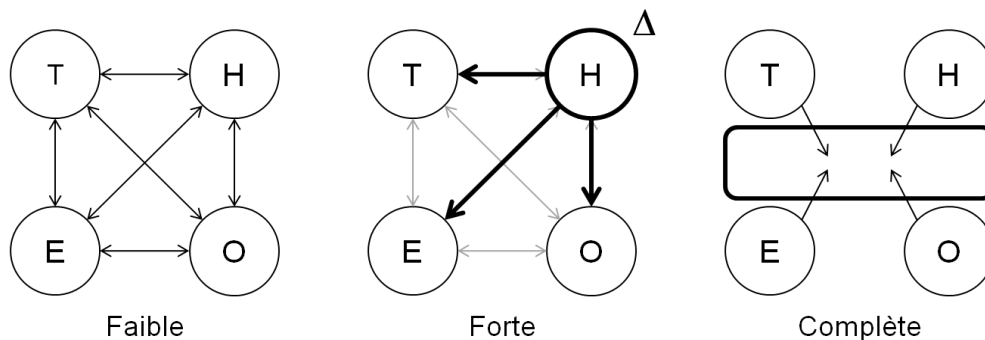


Figure 1-7. Niveaux d'intégration selon [Verdanat, 2007]

La notion d'interopération dont nous parlons ici pour mettre en place des approches d'analyses de risques multidisciplinaires se rapproche principalement de la notion d'intégration faible. [Verdanat, 2007] associe ainsi l'intégration faible et l'interopérabilité permettant à plusieurs systèmes (ici d'informations) d'échanger et de partager de la connaissance ainsi que des fonctionnalités tout en assurant leur propre autonomie. C'est la vision qui est utilisée dans le cas des analyses de risques disciplinaires mais sans partage de connaissances entre les disciplines.

En règle générale, la solution idéale consisterait à ce que les différentes disciplines existent par elles-mêmes avec leurs propres outils et méthodes et contribuent à une finalité globale par l'intermédiaire d'outils permettant la communication entre les disciplines. Par conséquent, la notion d'interopération présente à première vue la solution la plus adaptée à la mise en commun des connaissances pour la mise en place d'analyses de risques multidisciplinaires. En ce sens, [Baptiste et al., 2007] souligne que le paradigme d'intégration qui prévalait jusqu'ici montre aujourd'hui ses limites et cède le pas à l'interopérabilité des organisations, des processus et des outils qui se trouvent interconnectés, en dépit de leur caractère souvent hétérogène.

Cependant, nous avons vu que les analyses disciplinaires ne trouvent finalement tout leur intérêt que lorsqu'elles sont mises en relation avec le système technique sur lequel elle porte. Ainsi, outre la difficulté de mettre en place des passerelles évitant les pertes sémantiques lors des échanges de connaissances, la mise en commun des disciplines de façon tardive, dans la problématique d'analyse de risques qui est la nôtre, apparaît comme difficile compte tenu de la complexité des systèmes considérés [Fallet-Fidry et al., 2012a].

Cette complexité ne permet pas de dissocier les disciplines à un haut niveau de l'analyse de risques globale puisque les systèmes sociotechniques complexes présentent des dépendances (ou chaînes de dépendance) à bas niveau entre chacune des disciplines et sont, par nature, non décomposables [Le Moigne, 1990]. Même si il est possible de faire évoluer chaque discipline de façon autonome comme c'est le cas dans de nombreux projets, il est donc préférable, pour notre problématique d'analyse de risques, de s'orienter vers une approche d'analyse de risques participative. En d'autres termes, au regard des liens entre les disciplines, il convient de choisir une approche permettant un maximum d'échanges entre les différentes disciplines dès le début.

Finalement, le fait de lever les interfaces entre les différentes disciplines afin de former un tout cohérent est donc primordial pour la modélisation des systèmes sociotechniques complexes auxquels nous nous intéressons. En ce qui concerne la problématique d'analyse de risques multidisciplinaires de systèmes sociotechniques complexes, l'intégration des disciplines au sein d'un même formalisme apparaît ainsi comme la solution la plus adaptée à l'heure actuelle. Nous verrons dans la section suivante, qu'elle est en effet la plus utilisée dans les approches multidisciplinaires d'analyse de risques.

Dans la section suivante, nous présentons une revue des principales approches développées en vue de la mise en commun des disciplines pour les analyses de risques multidisciplinaires et proposons une étude comparative de ces approches afin d'en identifier les apports mais aussi les limites au regard des exigences précédemment définies.

2.2. Les principales approches développées

2.2.1. Présentation des approches

L'expérience acquise par l'analyse des accidents industriels a conduit au développement de nombreuses approches multidisciplinaires [Zio, 2009]. Les principaux développements réalisés sont le fruit de travaux menés de façon individuelle par des universitaires ou des industriels voire dans le cadre de projets internationaux comme I-Risk (1996-1999), ARAMIS (2001-2004), SHAPE-RISK (2004-2007) ou plus récemment iNTeg-Risk (2009-2012). La Figure 1-8 propose une synthèse chronologique des principaux développements d'approches multidisciplinaires réalisés durant les deux dernières décennies.

1996	I-Risk [Papazoglou et al., 2003] SAM [Paté-Cornell et Murphy, 1996]
...	
2001	ARAMIS [Andersen et al., 2004] [Oien et al., 2001]
2002	AcciMap [Svedung et Rasmussen, 2002] GLORIA [Deleuze, 2002]
2003	[Delmotte, 2003]
2004	MIRIAM-ATHOS [Plot, 2004] SHAPE-RISK [Bolvin, 2007]
2005	BORA [Sklet et al., 2005]
2006	AiDR [Léger, 2009] [Chevreau et al., 2006] [Kim et Seong, 2006]
2007	[Galàn et al., 2007] [Mohaghegh et al., 2007] [Norrington et al., 2007]
2008	[Gregoriades et Sutcliffe, 2008] [Lee et al., 2008] [Roed et al., 2008] [Truco et al., 2008]
2009	iNTeg-Risk [Debray et al., 2008] SoTeRiA [Mohagegh et al., 2009]
...	
2012	

Figure 1-8. Synthèse des développements récents d'approches multidisciplinaires

Nous proposons ici de présenter succinctement ces différents travaux :

- [Paté-Cornell et Murphy, 1996] proposent un cadre d'évaluation de la probabilité d'un accident majeur en prenant en compte les influences organisationnelles (approche SAM).
- [Oien, 2001] propose une modélisation qualitative permettant de définir des indicateurs de risques organisationnels. Il présente également une méthodologie d'évaluation de l'impact de l'organisation sur ces risques.
- [Deleuze, 2002] propose une approche basée sur la cartographie des risques. Pour cela, il s'appuie sur une définition stratégique de ces risques afin d'aboutir à une analyse des risques d'une organisation (GLORIA).
- [Svedung et Rasmussen, 2002] présentent une représentation graphique des flux causaux d'accidents afin de matérialiser les influences des différents acteurs dans l'analyse de risques d'un système industriel (Accimap).
- [Delmotte, 2003] propose l'intégration des facteurs humains et organisationnels dans les différentes étapes de la gestion de projets et des analyses de risques.
- [Papazoglou et al., 2003] proposent l'intégration des ressources techniques et organisationnelles pour l'analyse de risques d'installations jugées comme dangereuses dans le domaine de la chimie (I-Risk).
- [Andersen et al., 2004] développe une méthode intégrée d'analyse de risques pour la prévention des accidents majeurs (ARAMIS).
- [Plot, 2004] propose une évaluation des systèmes à risques majeurs en prenant en compte les facteurs techniques, humains et organisationnels (MIRIAM-ATHOS).
- [Sklet et al., 2005] proposent une modélisation quantitative détaillée de la performance de barrières visant à éviter ou à réduire les risques et leurs conséquences (BORA).
- [Chevreau et al., 2006] abordent l'intégration du processus d'apprentissage organisationnel par une modélisation de scénarios accidentels par nœuds-papillons.
- [Kim et Seong, 2006] proposent une approche d'estimation du niveau de sûreté de systèmes où l'interaction homme-machine est importante.
- [Bolvin, 2007] définit un cadre de management des risques pour garantir des industries plus propres et plus sûres (SHAPE-RISK).
- [Galàn et al., 2007] développent l'intégration des facteurs organisationnels dans les EPS (Etudes Probabilistes de Sûreté).
- [Norrington et al., 2007] proposent un cadre d'analyse des interventions maritimes afin d'identifier les facteurs influençant l'efficacité des actions et de mesurer leurs influences.
- [Debray et al., 2008] développent un cadre méthodologique pour la gestion intégrée des risques émergents (iNTeg-Risk).
- [Gregoriades et Sutcliffe, 2008] proposent une méthode de prédiction de la charge de travail des opérateurs de systèmes sociotechniques complexes afin d'éviter les défaillances du système technique.
- [Lee et al., 2008] proposent une méthode d'estimation du niveau de sûreté de systèmes où l'interaction homme-machine est importante.
- [Roed et al., 2008] décrivent une nouvelle approche pour l'évaluation probabiliste des risques en se basant sur le cadre HCL (Hybrid Causal Logic).
- [Trucco et al., 2008] intègrent de facteurs organisationnels dans les analyses de risques.
- [Léger, 2009] propose une méthodologie d'analyses de risques pour les systèmes techniques en lien fort avec l'environnement et soumis à des actions humaines potentiellement prises dans leur organisation (AiDR).

- [Mohaghegh et al., 2009] intègrent l'effet des facteurs organisationnels dans les modèles d'évaluation probabiliste des risques (SoTeRiA).

2.2.2. Etude comparative des approches

Pour identifier, de cette synthèse, les approches d'analyses de risques multidisciplinaires qui répondent le mieux aux différentes exigences définies dans la section 2.1.1, nous proposons une comparaison des approches. L'étude proposée se base sur différents critères (définis dans le Tableau 1-5) en liens avec les exigences de multidisciplinarité, de généricité et d'outils associés à ces approches.

Critère	Description	Espace de choix
Multidisciplinarité	Identification des disciplines prises en compte dans les approches parmi le Technique, l'Environnement, l'Humain et l'Organisationnel.	Technique Humain Organisation Environnement
Mise en commun	Identification du type de mise en commun utilisé pour mettre en relation les disciplines.	Intégration Interopération
Généricité	Identification du caractère générique ou spécifique des approches par rapport à leur secteur d'application.	Générique Spécifique
Secteurs d'activités	Identification du secteur concerné par l'application de l'approche. (si les méthodes sont génériques, il s'agit des secteurs d'activités utilisés pour démontrer leur faisabilité)	Secteurs
Résultats associés	Identification des principaux résultats fournis par le développement de l'approche.	Théories Méthodologies Outils

Tableau 1-5. Critères de comparaison des approches multidisciplinaires

Les résultats de cette comparaison sont donnés dans le Tableau 1-6 et discutés par la suite.

Méthodologies	Disciplines				Mise en commun	Généricité	Secteurs d'application	Outils associés
	T	E	H	O				
[Paté-Cornell et Murphy, 1996]	✓	✓	✓	✓	Intégration	Générique	Spatial, Médecine	Cadre théorique
[Oien, 2001]	✓			✓	Intégration	Spécifique	Offshore	Cadre théorique
[Deleuze, 2002]	✓		✓	✓	Intégration	Spécifique	Risque d'entreprise	Méthodologie + Outils
[Svedung et Rasmussen, 2002]	✓		✓		Intégration	Générique	Transport de matières	Modèle graphique
[Delmotte, 2003]	✓		✓	✓	Intégration	Spécifique	Ferroviaire	Cadre théorique
[Papazoglou et al., 2003]	✓			✓	Intégration	Spécifique	Chimie	Méthodologie
[Andersen et al., 2004]	✓		✓	✓	Intégration	Spécifique	Installations SEVESO II	Méthodologie
[Plot, 2004]	✓		✓	✓	Intégration	Générique	Chimie	Référentiel
[Sklet et al., 2005]	✓		✓	✓	Intégration	Spécifique	Offshore (oil & gas)	Méthodologie
[Cheveau et al., 2006]	✓			✓	Intégration	Générique	Pharmaceutique	Méthodologie
[Kim et Seong, 2006]	✓		✓		Intégration	Spécifique	Nucléaire	Méthodologie
[Bolvin, 2007]	✓	✓	✓	✓	Intégration	Spécifique	Industries propres	Cadre théorique
[Galàn et al., 2007]	✓			✓	Intégration	Spécifique	Nucléaire	Méthodologie
[Mohaghegh et al., 2007]	✓		✓	✓	Interopération	Générique	Transport aérien	Méthodologie + Outils
[Norrington et al., 2007]	✓		✓	✓	Intégration	Spécifique	Marine	Méthodologie + Outils
[Debray et al., 2008]	✓	✓	✓	✓	Intégration	Générique	Risques émergents	Cadre théorique
[Gregoriades et Sutcliffe, 2008]	✓		✓		Intégration	Générique	Militaire	Méthodologie + Outils
[Lee et al., 2008]	✓		✓		Intégration	Spécifique	Nucléaire	Méthodologie + Outils
[Roed et al., 2008]	✓		✓	✓	Intégration	Spécifique	Offshore (oil & gas)	Méthodologie + Outils
[Trucco et al., 2008]	✓	✓	✓	✓	Intégration	Spécifique	Transport maritime	Méthodologie
[Léger, 2009]	✓	✓	✓	✓	Intégration	Générique	Chimie, Nucléaire	Méthodologie + Outils
[Mohagegh et al., 2009]	✓	✓	✓	✓	Interopération	Spécifique	Sûreté organisationnelle	Méthodologie + Outils

Tableau 1-6. Comparaison des approches multidisciplinaires selon différents critères

L'analyse du Tableau 1-6 nous amène à confirmer que la notion d'intégration des connaissances au sein d'un même formalisme apparaît aujourd'hui comme la solution la plus utilisée pour la problématique d'analyses de risques multidisciplinaires. En effet, la majeure partie des approches présentées ici sont basées sur le choix d'une intégration des connaissances issues des différentes disciplines, notamment pour les raisons de dépendance à bas niveau explicitées précédemment. Cependant, quelques approches s'appuient sur une interopération des différents outils et méthodes spécifiques aux disciplines et les font échanger par l'intermédiaire de différentes transformations. Notons cependant que certaines approches, bien qu'ayant fait le choix de l'intégration, se retrouvent en réalité à mi-chemin entre interopération et intégration. Elles intègrent ainsi différentes disciplines dans un modèle unique pour apprécier le risque mais s'appuient sur des concepts clés existants dans les différentes disciplines. Cette solution permet de conserver un maximum d'expressivité des caractéristiques de chaque discipline.

Nous proposons d'analyser le Tableau 1-6 au regard des trois principales exigences définies pour la mise en œuvre d'approches multidisciplinaires :

1. Les approches doivent présenter un caractère multidisciplinaire : Si les approches vont dans le sens de la mise en commun de plusieurs disciplines, bon nombre d'entre-elles ne se focalisent que sur certaines relations. Ainsi, certaines se focalisent sur celles entre le système technique et l'humain ([Svedung et Rasmussen, 2002], [Kim et Seong, 2006], [Gregoriades et Sutcliffe, 2008], [Lee et al., 2008]), le système technique et l'organisationnel ([Oien, 2001], [Papazoglou et al., 2003], [Chevreau et al., 2007], [Galàn et al., 2007]). D'autres s'intéressent aux relations entre le système technique, l'humain et l'organisationnel ([Deleuze, 2002], [Andersen et al., 2004], [Plot, 2004], [Sklet et al., 2005], [Norrington et al., 2007], [Roed et al., 2008], [Mohaghegh et al., 2007]). La présence de développements visant à mettre en commun les quatre disciplines identifiées précédemment sont encore rares ([Paté-Cornell et Murphy, 1996], [Bolvin, 2007], [Debray et al., 2008], [Trucco et al., 2008], [Léger, 2009], [Mohaghegh et al., 2009]).
2. Les approches doivent faire preuve de généricité : Certaines approches ont été développées pour un secteur d'application ou pour répondre à un problème spécifique. Par exemple, [Deleuze, 2002] pour les risques d'entreprise, [Papazoglou et al., 2003] pour la chimie, [Andersen et al., 2004] pour les installations SEVESO ou encore [Roed et al., 2008] pour les installations offshore. Notons la présence d'approches développées de façon générique puis validées sur des cas réels comme [Paté-Cornell et Murphy, 1996], [Svedung et Rasmussen, 2002], [Plot, 2004], [Chevreau et al., 2007], [Mohaghegh et al., 2007], [Debray et al., 2008], [Gregoriades et Sutcliffe, 2008] ou encore [Léger, 2009].
3. Les approches doivent être outillées pour leur utilisation : Certaines des approches n'offrent pas de solutions outillées mais des cadres théoriques pour mener des analyses multidisciplinaires. Parmi elles, nous pouvons citer [Paté-Cornell et Murphy, 1996]. [Debray et al., 2008] proposent également un cadre théorique mais fournit des orientations vers certains outils. D'autres approches fournissent des solutions outillées permettant l'appréciation du risque en se basant sur des approches existantes telles que HCL [Roed et al., 2008], les PRA [Mohaghegh et al., 2009] ou des outils éprouvés tels que les réseaux Bayésiens [Deleuze, 2002] [Norrington et al., 2007] [Léger, 2009].

En résumé, la plupart des approches multidisciplinaires développées jusqu'aujourd'hui présentent encore des limites et ne répondent que partiellement aux exigences nécessaires à la mise en place de telles approches. En outre, peu d'approches répondent aux trois exigences définies précédemment. L'exigence de multidisciplinarité n'est satisfaite que par des approches comme celles proposées par [Paté-Cornell et Murphy, 1996], [Bolvin, 2007], [Debray et al., 2008], [Trucco et al., 2008], [Léger, 2009] et [Mohaghegh et al., 2009]. Parmi ces approches, l'exigence de généricité est notamment remplie dans [Paté-Cornell et Murphy, 1996], [Debray et al., 2008] ou encore [Léger, 2009]. En effet, les approches proposées par [Bolvin, 2007], [Trucco et al., 2008] et [Mohaghegh et al., 2009] s'adressent respectivement aux industries propres, au transport maritime et à la sûreté organisationnelle. [Debray et al., 2008] restent génériques mais sont axés sur les risques émergents.

Parmi ces travaux, ceux proposés dans [Léger, 2009] apparaissent comme une approche intéressante pour l'analyse multidisciplinaire des risques de systèmes sociotechniques complexes de par sa multidisciplinarité, sa généricité et la présence d'outils associés à son utilisation. En se basant sur le cadre formel proposé par [Paté-Cornell et Murphy, 1996] ainsi que sur les travaux proposés par [Andersen et al., 2004] et [Plot, 2004], [Léger, 2009] propose une approche permettant de considérer plusieurs disciplines lors d'une analyse de risques en se basant sur une mise en commun des connaissances par intégration au sein d'un modèle de risques unifié et outillé grâce au formalisme des réseaux Bayésiens (approche AiDR).

Dans la section suivante, nous nous intéressons plus en détails à cette approche développée conjointement par EDF et le CRAN afin d'en montrer les principes et d'étudier son fonctionnement avec un regard critique.

3. L'approche d'Analyse intégrée des Risques (AiDR)

Dans cette troisième partie, nous nous focalisons sur l'approche d'Analyse intégrée Des Risques (AiDR), formalisée et développée depuis plusieurs années par les deux partenaires de cette thèse CIFRE (EDF R&D et le CRAN). L'objectif est à la fois d'identifier en quoi les travaux réalisés par [Léger, 2009] en fait une solution possible aux limites présentées par rapport à d'autres approches multidisciplinaires et de présenter plus en détails cette approche, sur laquelle seront apportées nos contributions. De cette présentation, nous identifions certaines problématiques dans son exploitation actuelle. Nous soulignons notamment la problématique du traitement de l'incertain, que nous généralisons ensuite aux approches d'analyses de risques multidisciplinaires en général.

3.1. Présentation de l'approche d'AiDR

3.1.1. Objectifs et enjeux

L'objectif initial de l'AiDR est de contribuer à la fois à une meilleure maîtrise des risques des installations prises dans leur environnement et à une meilleure communication sur ces risques. Pour cela la méthodologie s'appuie sur le partage d'une vision globale des risques et des barrières¹⁶ envisagées par les différents acteurs. Elle s'intéresse de façon générale aux systèmes soumis à des risques corrélés entre eux et ayant des influences conjointes sur la survenue de défaillances techniques pouvant impacter différents enjeux. Ses principaux objectifs sont de :

1. *Prioriser les risques* de natures différentes (techniques, humains, organisationnels, environnementaux) afin d'identifier sur lesquels se focaliser.
2. *Prioriser les barrières* envisagées pour la réduction de ces risques afin d'orienter les moyens visant à les prévenir ou à les réduire.

[Léger et al., 2009], complétés par [Duval et al., 2012a], a ainsi abouti à une formalisation unifiée des connaissances fonctionnelles et organisationnelles d'un système sociotechnique complexe en vue d'une évaluation quantitative des risques et de l'impact des barrières envisagées. Au regard des limites d'autres approches identifiées dans la section 2.2.2, ces contributions font de cette méthodologie une alternative intéressante aux analyses de risques disciplinaires puisqu'elle permet notamment de répondre à l'ensemble des exigences que nous avons définies dans la section 2.1.1.

L'AiDR présente un caractère multidisciplinaire. Elle a pour objectif de mener des analyses de risques pour des systèmes techniques pris dans leur environnement physique et réglementaire et dont les composants techniques sont soumis à des actions de maintenance et/ou de conduite dont l'efficacité est évaluée en fonction de leur contexte organisationnel [Duval et al., 2012a]. Ainsi, l'AiDR permet le couplage des analyses de risques techniques, humains, organisationnels et environnementaux au sein d'une même approche.

¹⁶ Actions humaines de maintenance ou conduite, pouvant être prises dans leur contexte organisationnel ou non.

L'AiDR fait preuve de généricité. L'AiDR se fonde en grande partie sur les principes du cadre général de management des risques industriels définis dans l'ISO 31000 [ISO, 2010]. De plus, le cadre théorique proposé s'appuie à la fois sur :

- L'approche SAM [Paté-Cornell et Murphy, 1996] pour le cadre conceptuel définissant les liens entre les différentes disciplines.
- L'approche ARAMIS [Andersen et al., 2004] pour la caractérisation des scénarios accidentels à partir d'une représentation par nœud-papillon du niveau technique.
- L'approche MIRIAM-ATHOS [Plot, 2004] pour la caractérisation de la composante humaine et sur l'étude d'incidents et accidents de différents secteurs (énergie, chimie, transports, etc.) pour caractériser l'organisation [Pierlot, 2006] [Dien et al., 2006].

En outre, l'AiDR a déjà été appliquée dans les secteurs de la chimie [Léger, 2009] et de la production d'énergie [Duval et al., 2012b] et son utilisation est envisagée par EDF pour le secteur de l'hydro-électrique dans le cadre d'un nouveau projet.

L'AiDR est outillée pour permettre son utilisation. Le développement de l'AiDR a conduit à une modélisation de l'intégration des disciplines au sein d'un modèle de risques basé sur une représentation unifiée par réseaux Bayésiens. En plus de ce choix pour la formalisation, l'analyse et l'évaluation des risques, l'AiDR dispose également d'outils permettant de guider l'identification des risques.

Afin de présenter et d'analyser plus en détails l'AiDR, nous nous intéressons dans la section suivante aux trois étapes de l'appréciation du risque définies dans l'ISO 31000 et rappelées dans la Figure 1-2. Nous y étudions le fonctionnement de l'approche ainsi que l'outil associé pour la construction, la paramétrisation et l'exploitation du modèle de risques.

3.1.2. Un cadre théorique générique

La représentation du système sociotechnique complexe dans l'AiDR repose sur le cadre conceptuel proposé par [Paté-Cornell et Murphy, 1996] dans l'approche System-Action-Management (Figure 1-9) et redéfinie dans [Duval et al., 2005]. L'intérêt de l'utilisation de ce cadre, utilisé dans divers processus d'analyse de risques, réside principalement dans le fait qu'il permet de considérer que l'organisation influence les actions humaines et, par le biais de ces actions, le fonctionnement du système technique. Il permet ainsi de mettre en relation les niveaux techniques, humains, organisationnels et environnementaux des systèmes sociotechniques complexes.

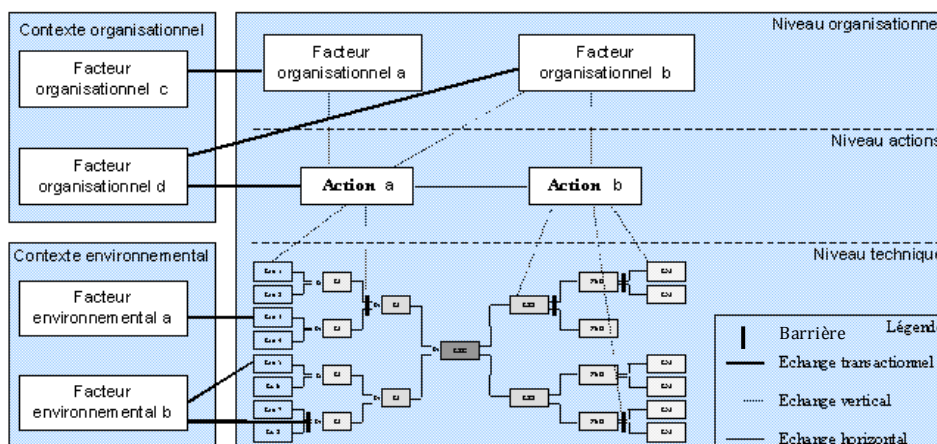


Figure 1-9. Cadre conceptuel de l'AiDR

Le système sociotechnique complexe étudié est ainsi divisé en trois niveaux interagissant grâce à des échanges (Figure 1-9) tels que définis dans [Auger, 1992] :

- *Echanges horizontaux* : ils représentent les interactions entre des variables d'un même niveau comme par exemple les liens entre les matériels dans le nœud-papillon.

- *Echanges verticaux* : ils représentent les interactions entre des variables de niveaux différents comme par exemple les liens entre l'organisation et les actions humaines ou bien encore entre les actions humaines et les matériels sur lesquelles elles s'appliquent.
- *Echanges transactionnels* : ils représentent les interactions entre des variables exogènes et les variables du système comme par exemple les contraintes externes provenant de l'environnement physique ou réglementaire.

Pour représenter les disciplines associées aux différents niveaux de ce modèle, l'AiDR repose sur les choix génériques suivants :

1. Le niveau technique est représenté à l'aide de la méthode du *nœud-papillon* développée dans ARAMIS [Andersen et al., 2004] et présentée dans la Figure 1-10. Cette modélisation est composée d'un arbre de défaillance et d'un arbre d'événements dans lequel chaque chemin définit un scénario d'accident. Cette représentation permet la description de scénarios d'accidents depuis les événements initiateurs (causes) jusqu'aux conséquences finales (effets majeurs), tout en tenant compte des actions de maintenance ou de conduite (barrières).
2. Le niveau humain se base sur l'approche MIRIAM-ATHOS [Plot, 2004] couplée aux travaux menés par EDF pour les EPS incendie. Il est défini par la proposition de neuf *items* caractérisant une action humaine de maintenance ou de conduite [Léger et al., 2008a]. Ces items, décrits plus en détails dans l'Annexe 1, concernent la délégation (De), les aides (Ai), la formation (Fo), l'expérience (Ex), le respect du cahier des charges (Rcc), les facteurs d'environnement (Fe), la gestion collective de la dynamique de groupe (Gcdg), le contrôle et l'atteinte des objectifs (Cao) et le retour d'expérience (Rex).
3. Le niveau organisationnel est caractérisé par la définition de sept *Facteurs Organisationnels Pathogènes* (FOP) définis sur la base de l'analyse d'incidents et accidents [Léger et al., 2008a]. Ces FOP, décrits plus en détail dans l'Annexe 2, sont la faiblesse de la culture organisationnelle de sûreté (COS), la défaillance dans la gestion quotidienne de la sûreté (GQS), la faiblesse des organismes de contrôle (OC), le mauvais traitement de la complexité organisationnelle (MT), la difficulté à faire vivre le retour d'expérience (REX), les pressions de production (PP) et l'absence de réexamen des hypothèses de conception (AR).
4. Le niveau environnemental comprend à la fois le *contexte physique* et le *contexte réglementaire*, ayant tous deux des influences sur tout ou partie des trois autres niveaux. Il est décrit à l'aide de variables environnementales comme la modélisation de débits, de températures ou bien encore d'accords et décisions pour l'environnement réglementaire.

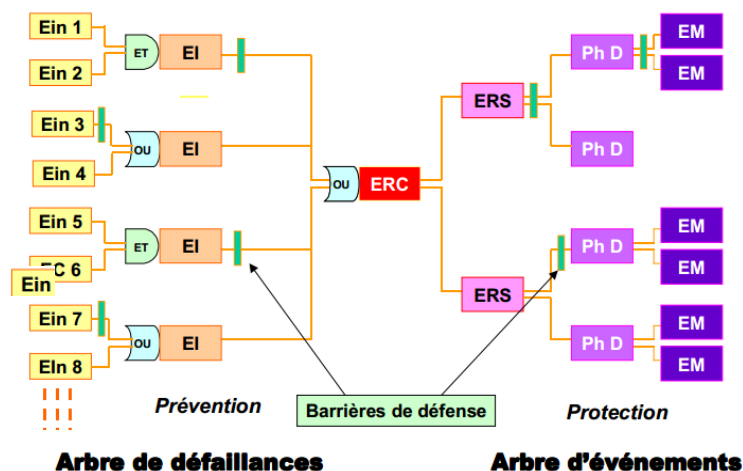


Figure 1-10. Modélisation de scénarios accidentels selon [ARAMIS, 2004]¹⁷

¹⁷ Ein : événement indésirable / EC : événement courant / EI : événement initiateur / ERC : événement redouté central / ERS : événement redouté secondaire / Ph D : phénomènes dangereux / EM : effets majeurs

L'originalité de l'AiDR repose sur la prise en compte de l'homme et de son organisation à travers l'utilisation de *barrières* telles que définies dans [Léger et al., 2008b]. Ces actions sont définies de façon générique en les décomposant selon les phases chronologiques de *préparation* (P), de *réalisation* (R) et de *clôture* (C) tel qu'il est préconisé dans [AFNOR, 2002]. Le modèle de barrières repose sur la mise en place de liens entre les FOP, les items et les phases de l'action considérée (Figure 1-11). Ainsi, à chacune des phases est associée une partie des items du niveau humain. Les items sont eux-mêmes associés à différents FOP.

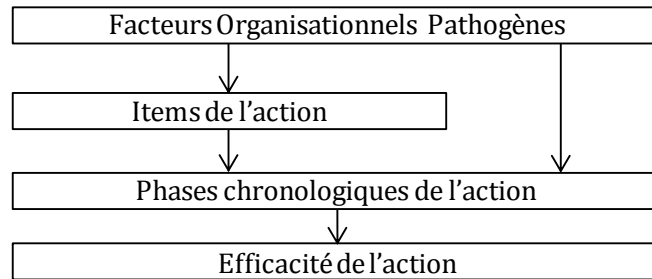


Figure 1-11. Principe d'influence dans les barrières de l'AiDR

Les différents liens existants entre les FOP, items et phases d'une barrière sont définis de façon générique tel que présenté dans le Tableau 1-7. Cette représentation permet de déterminer l'efficacité des différentes barrières et donc l'état des matériels puis du système technique dans son ensemble.

	COS	GQS	OC	MT	REX	PP	AR
De				✓		✓	
Ai	✓		✓		✓	✓	✓
Fo		✓	✓	✓	✓	✓	
Ex		✓				✓	
Rcc	✓	✓	✓	✓		✓	
Fe				✓	✓	✓	✓
Gcdg	✓	✓		✓	✓	✓	
Cao			✓		✓	✓	
Rex	✓	✓		✓	✓	✓	
P	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓
R	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓
C	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓

	P	R	C
De	✓		
Ai	✓		
Fo	✓		
Ex		✓	
Rcc		✓	
Fe		✓	
Gcdg		✓	
Cao			✓
Rex			✓

Tableau 1-7. Liens génériques dans les barrières selon [Léger, 2009]

Pour mener la phase d'appréciation des risques, [Léger, 2009] transpose les concepts de la méthodologie dans un outil basé sur la représentation par réseaux Bayésiens afin de modéliser, de quantifier et d'analyser le système considéré.

3.1.3. Une modélisation unifiée des connaissances

Pour définir le modèle de risques associé au cadre théorique présenté dans la section précédente, l'AiDR repose sur le choix d'un outil de modélisation sur la base de trois contraintes principales en lien avec les systèmes sociotechniques complexes que veut traiter l'approche d'AiDR. Ce choix, ré-argumenté dans [Duval et al., 2012a], doit principalement :

1. Permettre une modélisation de la complexité des systèmes prenant en compte différents types de variables (quantitatives/qualitatives) multi-modales et corrélées entre elles.
2. Permettre de modéliser des variables déterministes et des variables probabilistes présentant de l'incertitude aléatoire.
3. Permettre d'effectuer des analyses des causes vers les conséquences (pronostics) et des conséquences vers les causes (diagnostics) sur le système modélisé.

Sur la base d'une comparaison entre différents outils de modélisation comme les réseaux de Pétri, les réseaux Bayésiens, les arbres de défaillances ou encore les chaînes de Markov, [Léger, 2009] propose d'utiliser le formalisme des *réseaux Bayésiens* pour l'unification des différentes disciplines au sein de l'approche d'AiDR.

Ce choix paraît pertinent en ce sens qu'il permet de répondre aux trois contraintes précédentes grâce à l'utilisation d'un outil performant et de plus en plus utilisé dans les problématiques d'analyses de risques. En effet, comme le souligne [Weber et al., 2012], l'utilisation des réseaux Bayésiens dans les domaines de la fiabilité, de la maintenance et de l'analyse des risques des systèmes complexes est montée en puissance lors de la dernière décennie. La Figure 1-12 illustre le nombre croissant de travaux utilisant les réseaux Bayésiens pour les problématiques d'analyse de risques.

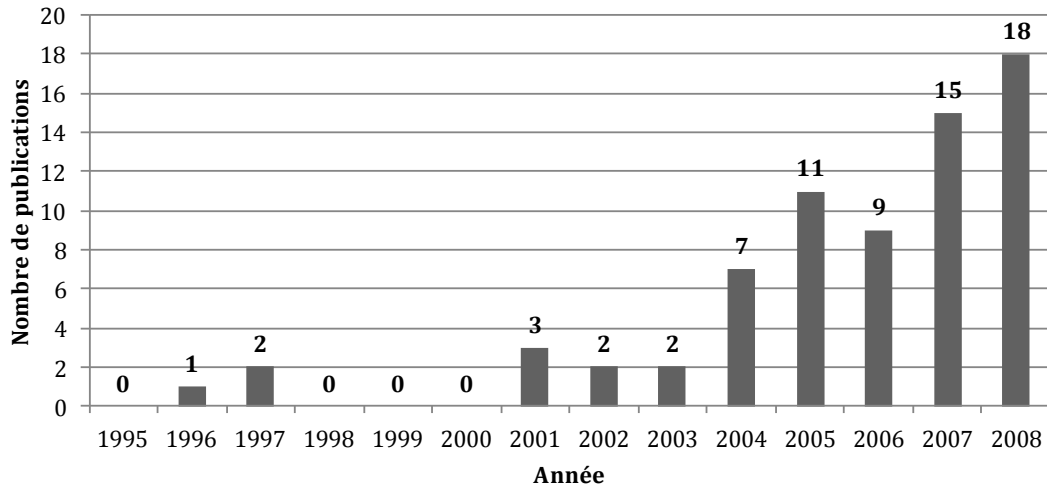


Figure 1-12. Publications utilisant les réseaux Bayésiens en analyses de risques [Weber et al., 2012]

Les réseaux Bayésiens se distinguent principalement des autres outils de modélisation existants par leurs capacités à modéliser des systèmes complexes, à modéliser des variables multi-modales de natures différentes, à déterminer précisément la probabilité d'occurrence d'un événement, à effectuer des pronostics et des diagnostics ou encore à mettre à jour les calculs avec la présence d'observation [Weber et al., 2012]. En outre, cet outil est notamment intéressant pour sa polyvalence. En effet, les réseaux Bayésiens permettent, entre autres, de s'intéresser à des problématiques de pronostic, de diagnostic ou encore d'optimisation et ce, dans différents secteurs d'activité. Ils constituent un outil de modélisation permettant de rendre compréhensible la complexité des systèmes au sein d'une vue unique via une représentation graphique modulaire et compacte. Dans le cas de modèles de grande taille, ils permettent d'utiliser une représentation orientée objet pour fournir des modèles plus facilement appréhendables [Koller et Pfeiffer, 1998]. Enfin, l'absence de sémantique spécifique pour son utilisation constitue également un atout pour le choix de ce formalisme dans des problèmes de couplage de disciplines variées telles que la technique, l'humain, l'organisationnel et l'environnemental.

L'utilisation des réseaux Bayésiens comme outil de modélisation de l'AiDR paraît donc être le meilleur compromis actuel pour répondre aux contraintes définies précédemment afin de proposer une approche d'analyse de risques multidisciplinaire outillée. Dans la section suivante, nous analysons la façon dont ils sont utilisés dans l'AiDR pour structurer, quantifier et exploiter le modèle de risques afin d'identifier les avantages et limites de ce choix.

3.2. Les réseaux Bayésiens : support du modèle de risques

3.2.1. Structuration du modèle de risques

Afin de comprendre comment s'effectue le passage du cadre théorique de l'AiDR au modèle de risques, nous rappelons ici les principaux éléments permettant d'appréhender ce formalisme.

Les réseaux Bayésiens sont des *graphes orientés sans circuit* dans lesquels chaque *nœud* représente une *variable* et chaque *arc* représente une *relation de causalité* entre deux variables [Pearl, 1988] [Jensen, 1996]. Ils peuvent être définis comme un couple $G((N,A),P)$ où (N,A) représente le graphe (avec N l'ensemble des nœuds et A l'ensemble des arcs) et où P définit les distributions de probabilités associées aux nœuds du réseau.

Les nœuds sont appelés *parents* lorsqu'ils sont à l'origine d'un arc, sinon ils sont appelés *enfants*. Un nœud sans parent est appelé *racine* et un nœud sans enfant est appelé *feuille*. La Figure 1-13 propose un exemple de réseau Bayésien. Il s'agit ici des relations entre le facteur organisationnel pathogène *PP*, les items *Ex* et *Fe*, la phase de réalisation *R* et l'efficacité d'une action *E* (le réseau proposé ici est un motif élémentaire des barrières de l'AiDR présenté dans la Figure 1-14).

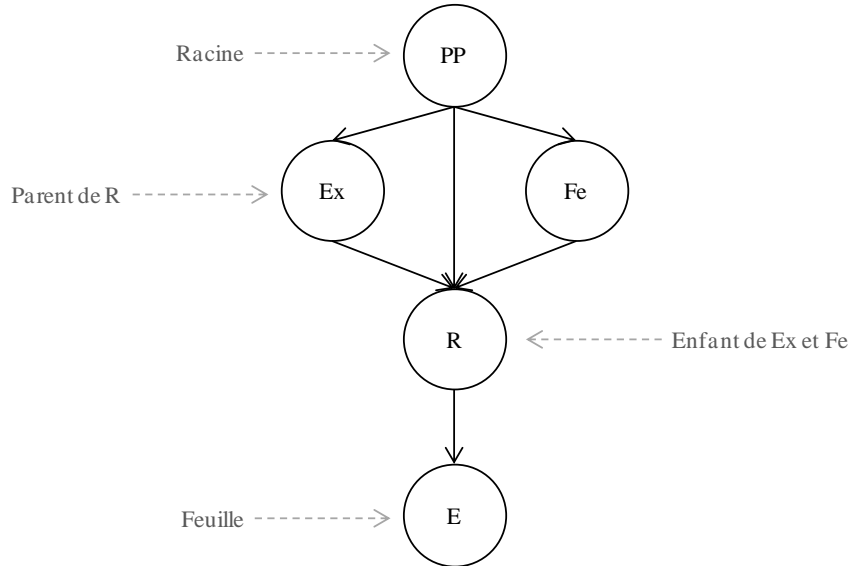


Figure 1-13. Exemple de réseau Bayésien

Les relations entre les variables du réseau sont définies grâce à la notion de *probabilité conditionnelle*. Considérons $P(E|R)$ et $P(R|E)$ les probabilités de *E* sachant *R* et de *R* sachant *E*, $P(E)$ et $P(R)$ les probabilités marginales de *E* et *R*. Il est ainsi possible de définir les relations suivantes :

$$P(E, R) = P(E|R) \times P(R) = P(R|E) \times P(E) \tag{1.1}$$

$$P(E, R, Ex, Fe, PP) = P(E|R) \times P(R|Ex, Fe) \times P(Ex|PP) \times P(Fe|PP) \times P(PP) \tag{1.2}$$

De l'équation 1.1, le *théorème de Bayes* permet par exemple de définir la probabilité conditionnelle de l'efficacité d'une action sachant l'état de la phase de réalisation de l'action :

$$P(E|R) = \frac{P(R|E) \times P(E)}{P(R)} \tag{1.3}$$

Les relations entre les différentes variables du réseau sont définies par l'intermédiaire de *Tables de Probabilités Conditionnelles* (TPC). Le Tableau 1-8 illustre cette notion avec la définition de la relation entre la phase de réalisation *R* et l'efficacité *E* d'une barrière (ayant respectivement *i* et *j* états possibles).

P(E R)		E			
		{e ₁ }	{e ₂ }	...	{e _i }
R	{r ₁ }	P(E={e ₁ } R={r ₁ })	P(E={e ₂ } R={r ₁ })	...	P(E={e _i } R={r ₁ })
	{r ₂ }	P(E={e ₁ } R={r ₂ })	P(E={e ₂ } R={r ₂ })	...	P(E={e _i } R={r ₂ })

	{r _j }	P(E={e ₁ } R={r _j })	P(E={e ₂ } R={r _j })	...	P(E={e _i } R={r _j })

Tableau 1-8. Exemple de table de probabilité conditionnelle

Pour résumer, les réseaux Bayésiens peuvent être définis par deux niveaux :

- Un *niveau qualitatif* où un graphe orienté sans circuit permet de représenter des variables aléatoires (nœuds) et les liens de causalités entre elles (arcs).
- Un *niveau quantitatif* où les liens entre les variables sont définis par des probabilités conditionnelles pour chaque variable en fonction de ses parents.

Intéressons nous maintenant à l'étape principale de l'AiDR qui correspond à la *phase de construction* du modèle de risques (phase qualitative). Elle consiste à transposer le cadre théorique de l'AiDR dans le formalisme des réseaux Bayésiens.

Le choix du formalisme des réseaux Bayésiens permet de représenter aisément le système étudié selon une procédure décrite dans [Léger, 2009] dont les deux principales caractéristiques sont que chaque nœud du réseau représente une variable aléatoire (composant, item, FOP, etc.) et que chaque arc correspond à une relation de causalité entre deux variables. Ainsi, le nœud-papillon, les variables environnementales et les barrières sont aisément traduites dans le formalisme des réseaux Bayésiens.

La Figure 1-14 représente la modélisation d'une barrière obtenue en se basant sur la définition des différents liens entre les FOP, les items et les phases d'une action (Tableau 1-7). La Figure 1-15 donne un exemple de modèle de risque obtenu pour l'étude d'un système de refroidissement d'une unité de production d'énergie.

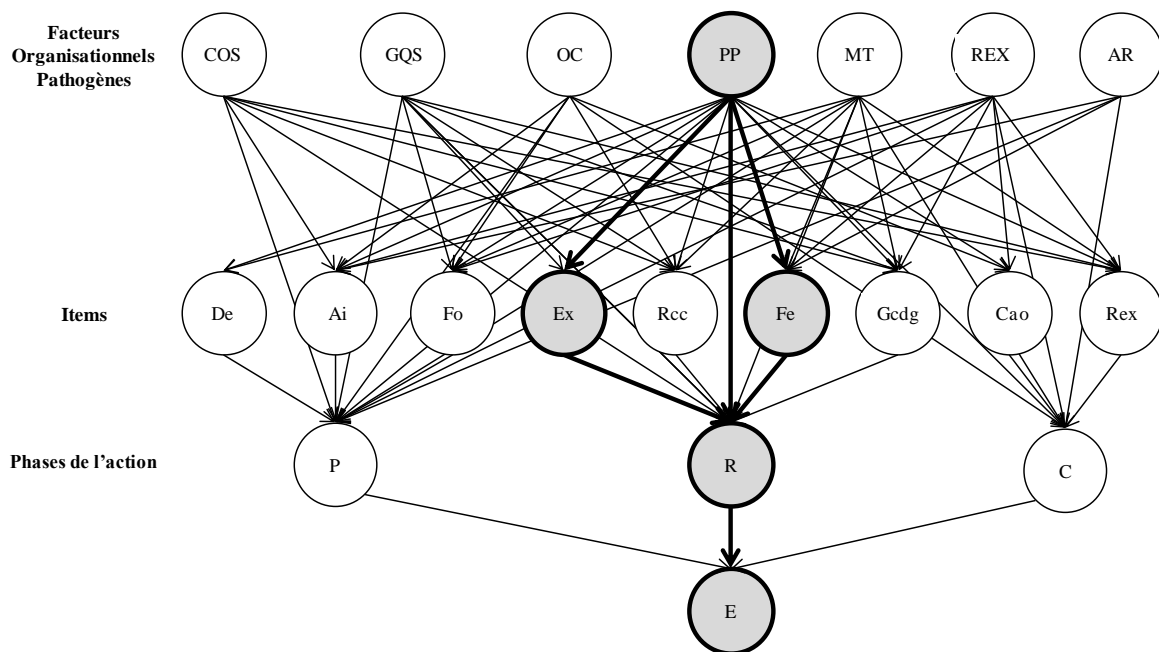


Figure 1-14. Modélisation d'une barrière dans le modèle de risques de l'AiDR

3.2.1. Quantification du modèle de risques

Une fois que le modèle de risque est construit, il convient de s'intéresser à la *phase de quantification*. Cette étape est, après l'étape de construction du modèle de risque, l'étape la plus importante de l'approche. Dans l'approche d'AiDR, la quantification dépend du type de risques considéré. Si l'estimation des risques de nature technique ou environnementale est réalisée généralement grâce à l'utilisation de distributions statistiques ou probabilistes basées sur des données de retour d'expérience, l'estimation des risques humains ou organisationnels se fait principalement grâce à la consultation d'experts.

La quantification des variables techniques et environnementales repose principalement sur le remplissage des TPC associées à partir des taux de défaillance des composants, de leur disponibilité ou encore de distributions de débits ou de températures pour modéliser les variables environnementales du modèle. Dans le cas des items, il convient de définir si ces derniers sont *dégradés*¹⁸ ou non et à quel niveau. [Léger, 2009] propose d'effectuer cette quantification en mettant en relation des entretiens réalisés sur le terrain avec des experts et une grille d'élicitation prédéfinie (Tableau 1-9). Pour les FOP, une analyse organisationnelle est préconisée afin de définir si ils sont *présents* ou non.

¹⁸ Signifie que l'item est non effectif, i.e. qu'il ne répond pas (ou partiellement) aux exigences de l'action.

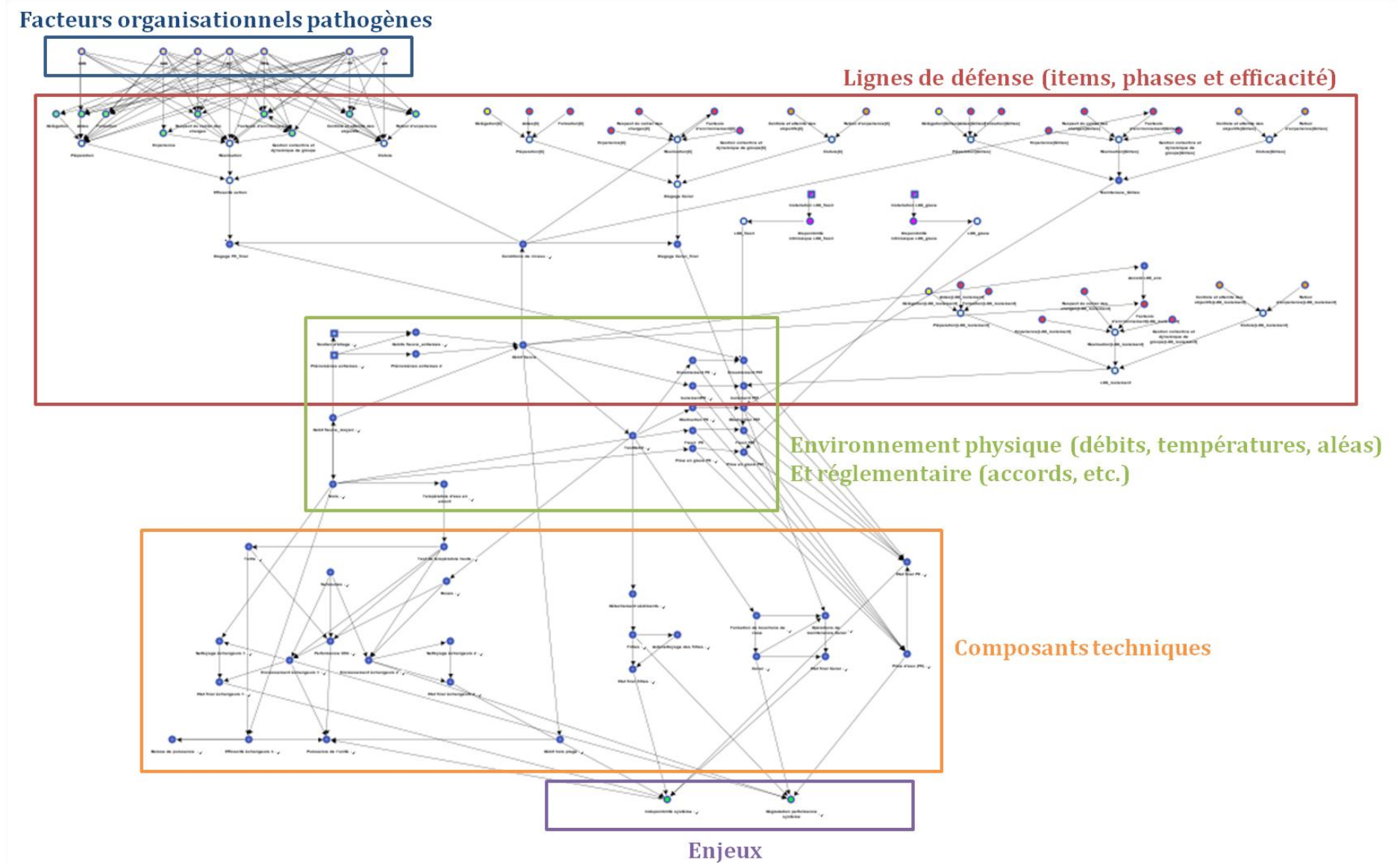


Figure 1-15. Modèle de risques AiDR pour le refroidissement d'une unité de production d'énergie

Qualificatif de la dégradation	Probabilité de dégradation
Très peu probable	0,01
Peu probable	0,05
Probable	0,20
Très probable	0,70

Tableau 1-9. Grille d'élicitation de l'état a priori des items

La dernière étape de quantification concerne les *facteurs d'influence* (matérialisés par les arcs et notés α_i) entre les différents items, FOP et phases d'une barrière (Tableau 1-10). Ces facteurs caractérisent la force des relations de causalité entre les variables des barrières, en qualifiant les impacts de la présence d'un FOP sur la dégradation d'un item ou l'efficacité d'une phase, de la dégradation d'un item sur l'efficacité des phases de l'action et de l'inefficacité d'une phase de l'action sur l'efficacité de l'action.

Qualificatif de l'influence	Facteur d'impact
Pas d'impact	0,99
Impact faible	0,745
Impact moyen	0,50
Impact important	0,255
Impact fort	0,01

Tableau 1-10. Grilles d'élicitation des facteurs d'influence

Pour la prise en compte des facteurs d'influence dans les TPC associés aux items, aux phases de l'action et à son efficacité, [Léger, 2009] propose d'utiliser une structure logique particulière : le *Noisy-OR* [Pearl, 1988] [Cozman, 2004]. Le choix d'une telle structure, qui est une extension de la structure logique OR, permet de prendre en compte les facteurs d'influence en indiquant que les relations entre les variables ne sont pas nécessairement déterministes et que chaque variable parent peut produire un effet sur la variable enfant avec des probabilités différentes. Le choix de cette logique permet de propager de l'incertain sur les conséquences de la combinaison d'événements initiateurs. Notons également que le choix de cette structure présente l'avantage de réduire l'effort de quantification des TPC en ne nécessitant que la connaissance de n paramètres pour remplir entièrement la TPC d'une variable à n parents (au lieu de 2^n).

Pour illustrer ces propos, considérons une variable binaire Y avec n variables parents X_i , elles aussi binaires (Figure 1-16). Par définition, ces variables peuvent être soit dans l'état {Vrai} soit dans l'état {Faux}. [Pearl, 1988] propose d'associer à chaque lien entre le nœud enfant Y et son parent X_i , une *probabilité d'inhibition* p_i qui correspond à la probabilité que Y soit {Vrai} si X_i est {Vrai} (si toutes les probabilités d'inhibition p_i sont égales à 1, la structure est une structure OR).

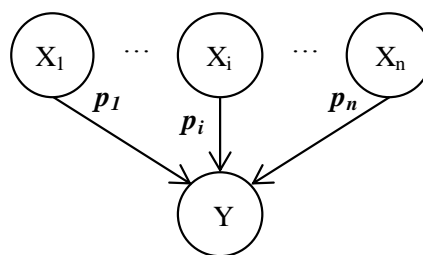


Figure 1-16. Graphes associés à un Noisy-OR

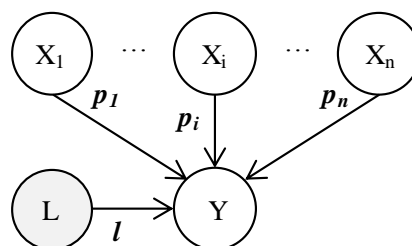


Figure 1-17. Graphes associé à un Leaky Noisy-OR

En considérant l'ensemble des X_i dans l'état {Vrai} (noté X_v), il est alors facile de déterminer, pour chaque ligne de la TPC, les probabilités de l'état de la variable Y en fonction des X_i grâce aux équations suivantes :

$$P(Y = \{V\} | X_i) = 1 - \prod_{X_i \in X_V} (1 - p_i) \quad (1.4)$$

$$P(Y = \{F\} | X_i) = \prod_{X_i \in X_V} (1 - p_i) \quad (1.5)$$

Notons que si X_V ne contient aucun élément alors tous les X_i sont $\{Faux\}$ et nous obtenons :

$$P(Y = \{V\} | X_i) = 0 \text{ et } P(Y = \{F\} | X_i) = 1$$

Par analogie entre les probabilités d'inhibition et les facteurs d'influence α_i , [Léger, 2009] identifie la relation $\alpha_i = 1 - p_i$ et redéfinit les formules des TPC des variables des barrières.

Afin de garantir une certaine généralité du modèle de barrière, il est finalement proposé une quantification reposant sur la structure plus générale de *Leaky Noisy-OR* introduite par [Henrion, 1989]. La structure Noisy-OR implique que la variable Y soit dans l'état $\{Faux\}$ avec une probabilité égale à 1 si tous ses parents sont dans l'état $\{Faux\}$. Cette hypothèse est restrictive puisque dans certaines situations, il est difficile de définir tous les parents de la variable Y . Dans le cas de l'AiDR, il se peut par exemple qu'il existe d'autres items définissant les phases d'une action. [Henrion, 1989] propose d'introduire la notion de *probabilité de fuite* l telle que :

$$l = P(Y = \{V\} | X_i = \{F\}), \forall i = 1, \dots, n \quad (1.6)$$

Cela revient à considérer un nœud supplémentaire caractérisant la présence éventuelle d'autres parents (Figure 1-16). Les équations définissant l'état de Y sachant ses parents deviennent :

$$P(Y = \{V\} | X_i) = 1 - (1 - l) \times \prod_{X_i \in X_V} (1 - p_i) \quad (1.7)$$

$$P(Y = \{F\} | X_i) = (1 - l) \times \prod_{X_i \in X_V} (1 - p_i) \quad (1.8)$$

Notons que si X_V ne contient aucun élément alors tous les X_i sont $\{Faux\}$ et nous obtenons :

$$P(Y = \{V\} | X_i) = l \text{ et } P(Y = \{F\} | X_i) = 1 - l$$

Finalement, la prise en compte des probabilités d'inhibition et de fuite revient à modéliser les barrières de l'AiDR comme illustrée sur la Figure 1-18. Pour des raisons de facilité de lecture, nous n'avons pas fait apparaître les liens entre les items et les FOP sur cette figure.

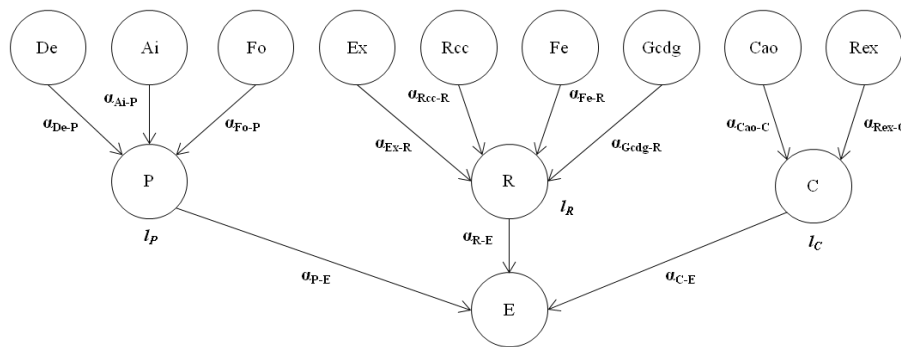


Figure 1-18. Prise en compte des facteurs d'influence et des fuites dans les barrières

3.2.2. Exploitation du modèle de risques

Une fois que le modèle de risque est construit et quantifié, il convient de s'intéresser à son analyse afin de déterminer les différents niveaux de risque et d'évaluer les résultats obtenus. Le modèle de risques construit dans l'AiDR permet d'analyser le système de plusieurs manières et ainsi d'obtenir différents types de résultats. Le choix des réseaux Bayésiens permet la réalisation de deux types d'analyse (Tableau 1-11) : des *pronostics* (propagation des connaissances depuis les causes vers les conséquences) et des *diagnostics* (rétro-propagation des connaissances des conséquences vers les causes).

Dans le cas du *pronostic*, celui-ci peut être effectué *avec ou sans observation* :

- Si aucune observation n'est introduite dans le réseau, les TPC permettent de définir pour chaque nœud une estimation probabiliste de l'état de ce nœud en fonction de l'état de ses parents. Les nœuds racines eux ne changent pas.
- Dans le cas de l'introduction d'une observation, le mécanisme d'inférence associé aux réseaux Bayésiens [Jensen, 1996] recalculé les estimations probabilistes faites sur les différents nœuds.

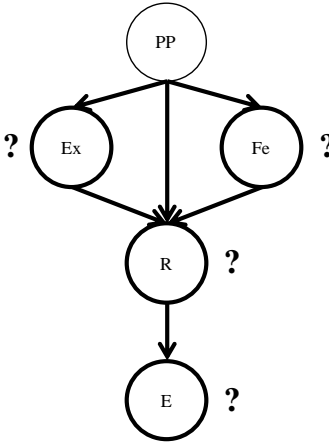
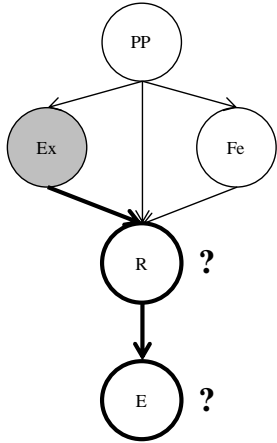
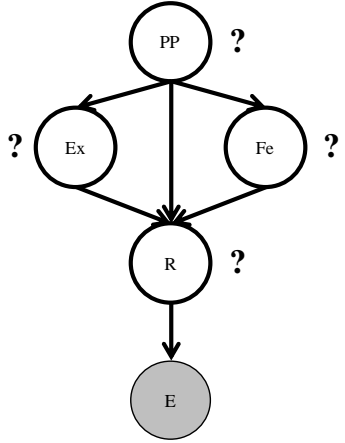
Pronostic (sans observation)	Pronostic (avec observations)	Diagnostic
		
<p align="center">Aucune observation</p> <p>Estimations probabiliste de la dégradation des items <i>Ex</i> et <i>Fe</i>, de l'efficacité de la phase de réalisation et de l'efficacité de la barrière.</p>	<p align="center">Observation de l'item Ex</p> <p>Estimations probabiliste de l'efficacité de la phase de réalisation et de l'efficacité de la barrière sachant l'état de l'item <i>Ex</i>.</p>	<p align="center">Observation de l'efficacité E</p> <p>Diagnostic sur la présence du FOP <i>PP</i>, la dégradation des items <i>Ex</i> et <i>Fe</i> et l'efficacité de la phase de réalisation sachant l'efficacité de l'action.</p>

Tableau 1-11. Principes de pronostic et de diagnostic

La propagation de connaissances dans le modèle de risques (avec ou sans introduction d'observations) permet d'obtenir *six résultats principaux* (Tableau 1-12) :

1. Une évaluation des enjeux (par exemple, la disponibilité ou la dégradation d'un système).
2. Une évaluation des risques (par exemple, l'occurrence de phénomènes physiques)
3. Une estimation probabiliste de l'état des matériels.
4. Une estimation probabiliste de la disponibilité des matériels.
5. Une estimation probabiliste de l'efficacité des barrières.
6. Une évaluation des mesures de gravité associées aux risques, matériels et barrières.

La gravité correspond à l'impact de la présence d'un phénomène physique, de l'indisponibilité d'un matériel ou de l'inefficacité d'une barrière sur la probabilité que le système soit indisponible (ici l'indisponibilité du système est considéré comme un risque, il ne s'agit pas d'une étude de disponibilité à proprement parler).

En couplant certains de ces résultats, [Léger, 2009] propose d'obtenir des *hiérarchisations des risques* en vue de la phase de traitement des risques et de la prise de décision associée. Le produit des mesures de probabilité et de gravité permettent en effet de définir une valeur de criticité pour chaque variable et de les hiérarchiser. Ces criticités sont ensuite utilisées pour représenter ces hiérarchies sous forme de *cartographies des risques* (Figure 1-19). Ainsi, il est notamment possible d'identifier les barrières où les modifications matérielles sont prioritaires pour assurer les enjeux du système comme la disponibilité [Duval et al., 2005].

1. Evaluation des enjeux	2. Evaluation des risques	3. Etat des matériels
<p>Disponibilité du système</p> <p>98,87 % Disponible 1,13 % Indisponible</p> <p>Dégradation du système</p> <p>73,32 % Intégrée 26,68 % Dégradée</p>	<p>Phénomène env. 1</p> <p>0,75 % Oui 99,25 % Non</p> <p>Phénomène env. 2</p> <p>11,87 % Oui 88,33 % Non</p> <p>Phénomène env. 3</p> <p>0,00 % Oui 100,00 % Non</p>	<p>Etat_Matériau 1</p> <p>98,76 % Faible encrassement 1,24 % Fort encrassement</p> <p>Etat_Matériau 2</p> <p>99,85 % Fonctionnel 0,15 % Perdu</p> <p>Etat_Matériau 3</p> <p>99,85 % Fonctionnels 0,15 % Colmatés</p>
4. Disponibilité matériels	5. Efficacité des barrières	6. Mesures de gravité
<p>Disponibilité_Matériau 1</p> <p>98,91 % Disponible 1,09 % Indisponible</p> <p>Disponibilité_Matériau 2</p> <p>100,00 % Fonctionnel 0,00 % Perdu</p> <p>Disponibilité_Matériau 3</p> <p>100,00 % Disponible 0,00 % Indisponible</p>	<p>Action 1</p> <p>94,20 % Efficace 5,80 % Inefficace</p> <p>Action 2</p> <p>94,85 % Efficace 5,15 % Inefficace</p> <p>Action 3</p> <p>95,19 % Efficace 4,81 % Inefficace</p>	<p>Disponibilité_Matériau 1</p> <p>3,23 % Disponible 96,77 % Indisponible</p> <p>Disponibilité_Matériau 2</p> <p>99,75 % Fonctionnel 0,25 % Perdu</p> <p>Disponibilité_Matériau 3</p> <p>99,99 % Disponible 0,01 % Indisponible</p>

Tableau 1-12. Principaux résultats fournis par l'AiDR

Pour la cartographie globale de risques proposée dans la Figure 1-19, il est possible de définir différentes hiérarchisations (où $>_c$ désigne la *relation de criticité* définies précédemment) :

- Des risques (Phénomènes Env. 1 $>_c$ Phénomènes Env. 2 $>_c$ Phénomènes Env. 3),
- Des matériels (Matériau 3 $>_c$ Matériau 1)
- Des barrières (Barrière 3 $>_c$ Barrière 2 $>_c$ Barrière 1)

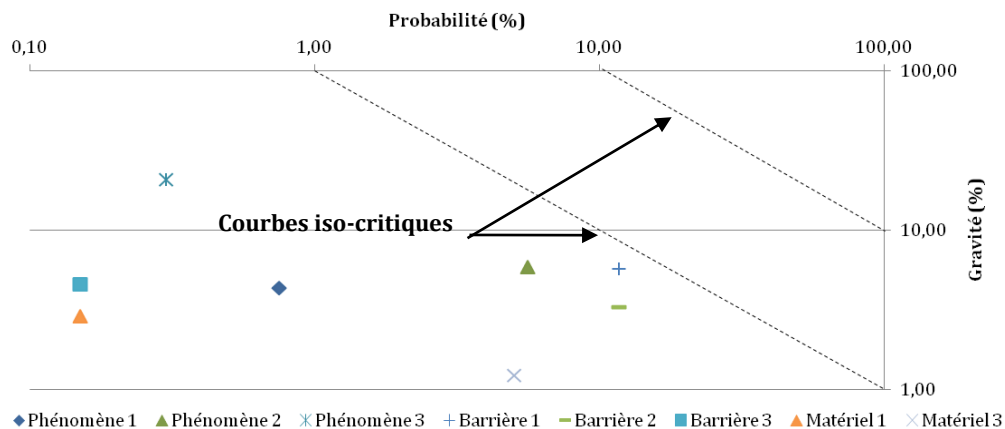


Figure 1-19. Exemple de cartographie des risques à l'issue de l'AiDR

Le modèle de risques permet également de réaliser des *diagnostics* sur le système en y introduisant des observations sur certaines variables du réseau. Ces diagnostics permettent principalement d'identifier quelles sont les variables (matériels, barrières, conditions environnementales) conduisant le plus probablement à l'observation introduite.

Pour la phase de traitement des risques, [Duval et al., 2008] propose d'utiliser les facteurs d'aggravation et de diminution du risque définis par [Cheok et al., 1998]¹⁹ : le FAR et le FDR.

¹⁹ $P(S(t)=0)$ est la probabilité que le système soit indisponible à l'instant t , $P(x_i(t)=0)$ la probabilité que le composant i soit indisponible à l'instant t , $P(S(t)=0|I_i)$ est l'indisponibilité du système à l'instant t sachant que le composant i est disponible, $P(S(t)=0|0_i)$ l'indisponibilité du système à l'instant t sachant que le composant i est indisponible, $P(x_i(t)=0|S(t)=0)$ la probabilité que le composant i soit indisponible sachant que le système l'est.

Le *facteur d'aggravation du risque* (FAR) permet d'évaluer l'augmentation relative de la probabilité d'avoir un impact sur un enjeu sachant qu'un événement est réalisé.

$$I_{FAR}(t, i) = \frac{P(S(t) = 0 | 0_i)}{P(S(t) = 0)} \quad (1.9)$$

Le *facteur de diminution du risque* (FDR) correspond à la réduction relative de la probabilité d'avoir un impact sur un enjeu sachant qu'un événement n'est pas réalisé.

$$I_{FDR}(t, i) = \frac{P(S(t) = 0)}{P(S(t) = 0 | 1_i)} \quad (1.10)$$

Ces deux facteurs peuvent être calculés directement par l'intermédiaire de l'inférence dans le modèle de risques. Une cartographie est associée à ces deux mesures et permet de définir quatre zones de décision (Figure 1-20).

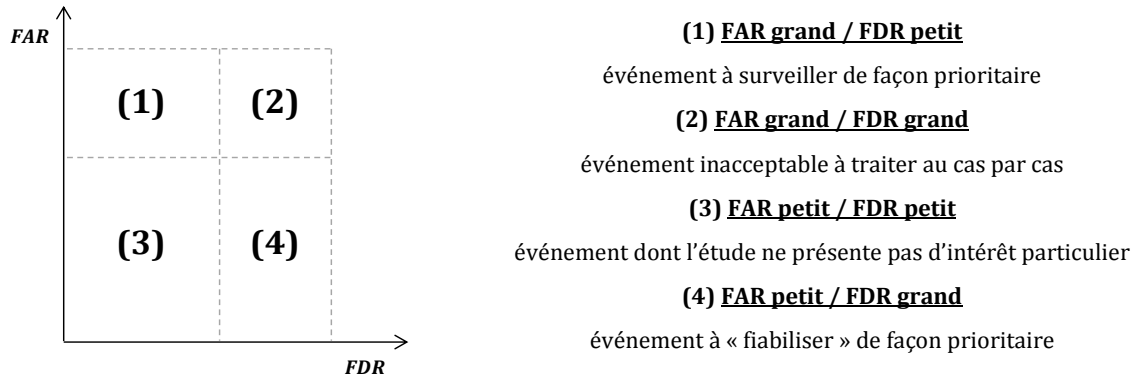


Figure 1-20. Cartographie FAR-FDR

Notons que d'autres facteurs d'importance existent pour mesurer les performances d'un système en fonction de celles des matériels [Simon, 2012]. Ils peuvent également être utilisés dans la méthodologie d'AiDR pour fournir des éléments supplémentaires pour l'analyse du système et la prise de décision. Les principaux facteurs d'importances sont :

- Le *facteur de Birnbaum* [Birnbaum, 1969] qui évalue la contribution de la défaillance d'un composant sur la défaillance du système.

$$I_B(t, i) = P(S(t) = 0 | 1_i) - P(S(t) = 0 | 0_i) \quad (1.11)$$

- Le *facteur de Lambert* [Lambert, 1975] qui évalue la probabilité qu'un composant ait causé la défaillance du système à un instant t .

$$I_L(t, i) = \frac{P(x_i(t) = 0)}{P(S(t) = 0)} \cdot [P(S(t) = 0 | 1_i) - P(S(t) = 0 | 0_i)] \quad (1.12)$$

- Le *facteur de Vesely-Fussel* [Vesely, 1981] [Fussel, 1985] qui évalue la probabilité qu'un composant soit défaillant à un instant t sachant que le système est indisponible à cet instant.

$$I_{VF}(t, i) = P(x_i(t) = 0 | S(t) = 0) \quad (1.13)$$

- Le *facteur d'amélioration* [Hoyland et Rausand, 1994] qui évalue l'amélioration de la fiabilité du système par le remplacement d'un composant par un « composant parfait ».

$$I_{IP}(t, i) = P(S(t) = 0 | 1_i) - P(S(t) = 0 | 0_i) \cdot p(x_i(t) = 0) \quad (1.14)$$

Ces facteurs présentent un réel intérêt pour l'analyse des risques d'un système comme le souligne [Sallak, 2007]. Par exemple, le facteur de Birnbaum permet d'identifier les composants qui peuvent améliorer significativement la fiabilité d'un système. Il permet ainsi d'identifier les matériels à fiabiliser en priorité.

De fait, il serait intéressant d'enrichir la liste des facteurs d'importance utilisés dans l'AiDR par l'utilisation de tout ou partie des facteurs présentés ci-dessus. Le Tableau 1-13 illustre quelques exemples de leur utilisation dans l'AiDR.

Facteurs	Exemples d'utilisation
I _B	Influence de l'indisponibilité d'un matériel à l'indisponibilité/dégradation du système. Influence de l'inefficacité d'une barrière à l'indisponibilité/dégradation du système.
I _L	Contribution de l'indisponibilité d'un matériel dans la dégradation effective d'un enjeu. Contribution de l'inefficacité d'une barrière dans la dégradation effective d'un enjeu.
I _{VF}	Influence de la dégradation totale d'un enjeu sur l'indisponibilité d'un matériel. Influence de la dégradation totale d'un enjeu sur l'inefficacité d'une barrière.
I _{FAR}	Impact d'une indisponibilité totale d'un matériel sur l'indisponibilité/dégradation du système. Impact d'une inefficacité totale d'une barrière sur l'indisponibilité/dégradation du système.
I _{FDR}	Impact d'une disponibilité totale d'un matériel sur l'indisponibilité/dégradation du système. Impact d'une efficacité totale d'une barrière sur l'indisponibilité/dégradation du système.
I _{IP}	Impact d'une disponibilité totale d'un matériel sur l'indisponibilité/dégradation du système. Impact d'une efficacité totale d'une barrière sur l'indisponibilité/dégradation du système.

Tableau 1-13. Exemples d'utilisation des facteurs d'importance dans l'AiDR

Finalement, l'approche d'Analyse intégrée Des Risques propose une méthodologie claire et outillée pour chacune des phases de l'appréciation du risque :

1. **Identification des risques :** La méthodologie permet de décrire et quantifier des risques aussi bien techniques, humains, organisationnels qu'environnementaux grâce à sa capacité à coupler des connaissances quantitatives et qualitatives et un cadre théorique bien défini.
2. **Analyse des risques :** La modélisation par réseaux Bayésiens permet de représenter de façon satisfaisante les différentes variables ainsi que la complexité des liens de causalité entre elles. Enfin, le processus d'inférence qui y est associé permet d'analyser rapidement et précisément les risques, et ce aussi bien en pronostic qu'en diagnostic.
3. **Évaluation des risques :** Les différents types de résultats proposés en pronostic et en diagnostic permettent de fournir des éléments pertinents à un analyste en vue de l'évaluation des risques et d'une prise de décision. En outre, de par la diversité de ces résultats, l'AiDR offre des éléments importants en vue du traitement des risques et contribue notamment à ce dernier en intégrant la notion de barrière.

Ainsi, en s'appuyant sur des développements génériques pour la représentation des différentes disciplines et notamment le concept de barrière, les travaux de [Léger, 2009] proposent un cadre général et modulaire permettant d'effectuer des analyses de risques couvrant plusieurs disciplines et ce dans des secteurs d'activités variés. L'utilisation des réseaux Bayésiens pour établir le modèle de risques présente selon nous un avantage certain pour la structuration, la quantification et l'évaluation du modèle de risques. Ils permettent une structuration aisée du modèle de risques à partir du système étudié, une quantification adaptable aux données présentes avec notamment l'utilisation d'une structure logique Leaky Noisy-OR généralisant la structure logique de type OR. Enfin, les possibilités de pronostic et de diagnostic offerts par ce formalisme permettent à la fois d'évaluer rapidement et précisément les différents niveaux de risques et d'identifier les contributeurs à ces risques afin de les traiter.

Cependant, les premières applications de l'AiDR sur des cas industriels réels ont fait ressortir certaines problématiques inhérentes à cette approche concernant l'appréciation du risque et notamment en ce qui concerne la modélisation et le traitement de l'incertain.

3.3. La problématique du traitement de l'incertain

Au-delà de la nécessité d'éprouver la méthodologie d'AiDR et d'en étudier son applicabilité dans d'autres secteurs d'activités que la chimie ou le nucléaire, deux axes de développement de l'approche ont été identifiés comme étant prioritaires.

1. *La nécessité de renforcer le pouvoir descriptif du modèle.* Cela s'explique par le fait que la nature des connaissances utilisées pour la quantification de ce type de modèle induit des incertitudes dont la quantification est importante pour qualifier la confiance que peut avoir l'analyste dans les résultats obtenus. En effet, si l'estimation des risques de nature technique ou environnementale peut généralement être réalisée grâce à l'utilisation de distributions statistiques ou probabilistes, l'estimation des risques des composantes humaine ou organisationnelle se fait, dans la majeure partie des cas, grâce à la consultation d'experts [Cooke, 1991]. Ces différentes sources de connaissances engendrent des incertains de natures différentes dans les analyses de risques multidisciplinaires. Il convient de proposer une démarche permettant la quantification, la modélisation et le traitement des différents types d'incertain.
2. *Le besoin d'outiller l'utilisation de la méthodologie.* Il se traduit par le fait que des développements sont nécessaires pour pouvoir aider à l'utilisation de la méthodologie. Ces développements portent notamment sur la proposition de protocoles permettant de guider le recueil de connaissances pour la quantification du modèle (notamment auprès des experts), de modéliser et de traiter ces connaissances et d'analyser les résultats.

Ces deux axes se rejoignent globalement sur le fait que la principale difficulté rencontrée actuellement dans l'utilisation de la méthodologie d'AiDR concerne la façon de quantifier, de modéliser, de propager et d'analyser des connaissances de natures différentes et souvent teintées d'incertain.

Nous avons pu confirmer ces problématiques en 2010 lors de l'application de la méthodologie d'AiDR sur la Source Froide d'une unité de production d'énergie [Duval et al., 2012b]. La première limite identifiée concerne la formalisation de l'utilisation conjointe de données issues du retour d'expérience et d'avis d'experts. La seconde concerne la nécessité de prendre en considération les incertitudes associées à ces deux sources de connaissances de façons différentes. En effet, il convient de fournir des résultats indiquant explicitement l'incertain associé afin de permettre une prise de décision qui en tienne compte [Duval et al., 2012a].

Il apparaît donc nécessaire de prendre en compte la problématique de traitement de l'incertain dans toute l'analyse de risques du système. Il serait en effet incohérent de s'y intéresser à certains niveaux et pas à d'autres (par exemple, lors de la quantification des risques mais pas lors de l'analyse des résultats). La problématique du traitement de l'incertain doit donc être replacée dans les différentes phases de l'appréciation du risque définies à la section 1.1.2 :

1. Identification du risque : selon la discipline, différents types et expressions de la connaissance peuvent être rencontrés. Les connaissances peuvent ainsi être certaines ou incertaines et être exprimées sous forme quantitative (probabilités, intervalles, etc.) ou qualitative (préférences, ...). Si la quantification des risques sur la base du retour d'expérience ne pose pas de réels problèmes [Verot, 2001], la collecte par avis d'experts est à ce jour encore peu formalisée si ce n'est sur les grandes lignes nécessaires à l'utilisation de ce type de quantification.
2. Analyse du risque : différents types d'incertains peuvent être rencontrés en fonction des différentes connaissances présentes dans la phase d'identification du risque. Ils doivent donc être traités en fonction de leur nature [Hoffman et Hammonds, 1994]. Comme de nombreuses approches multidisciplinaires, l'AiDR repose sur le cadre probabiliste comme formalisme unifié de par l'utilisation des réseaux Bayésiens. Cependant, ce cadre montre des limites quant au traitement conjoint des différents types d'incertains [Ferson et Ginzburg, 1996].
3. Evaluation du risque : les résultats étant incertains, ils nécessitent une analyse particulière en vue de fournir des orientations pour la prise de décision en fonction de la nature de l'incertain. Actuellement, l'exploitation des résultats de l'AiDR en univers incertain manque d'outils et de méthodologies d'analyse des résultats adaptés à la présence d'incertain à la fois aléatoire et épistémique.

Par conséquent, la volonté de se tourner vers des analyses de risques multidisciplinaires implique la nécessité de résoudre les problématiques concernant le traitement conjoint des différents types d'incertain. Pour l'AiDR, cette nécessité est renforcée par le fait que si l'objectif actuel de l'approche est de fournir principalement des hiérarchisations des risques, l'objectif à plus ou moins long terme est d'aboutir à des évaluations de valeurs réalistes de probabilité des différents enjeux étudiés.

La problématique du traitement de l'incertain identifiée dans le cas de l'AiDR est d'autant plus importante que les problématiques de quantification, modélisation et propagation de l'incertain sont également présentes dans d'autres approches d'analyse de risques. En effet, malgré les travaux réalisés sur la problématique d'analyses de risques multidisciplinaires, trois problématiques sont aujourd'hui prioritaires comme le souligne [Zio, 2009] :

1. La représentation de la complexité des systèmes.
2. La quantification des paramètres du modèle de risques.
3. La représentation, quantification et propagation des incertitudes.

Si le point concernant la modélisation de la complexité des systèmes a été fortement traité lors du développement des approches d'analyses de risques multidisciplinaires présentées dans la section 2.2, les deux autres points représentent aujourd'hui le plus gros challenge en termes d'analyse de risques. [Zio, 2009] met ainsi en exergue le caractère prépondérant de la problématique du traitement de l'incertain pour les analyses de risques, qui doivent fournir des résultats à la fois crédibles et exploitables pour les décideurs.

Pour répondre à cette problématique, [Zio, 2009] la décompose en plusieurs verrous en lien avec les phases d'identification, d'analyse et d'évaluation des risques définies dans [ISO, 2010] comme l'illustre la Figure 1-21.

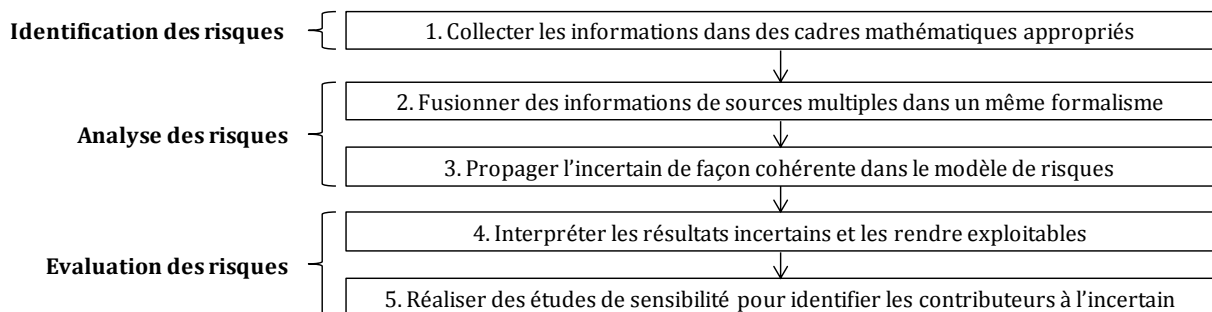


Figure 1-21. Sous-problèmes liés au traitement de l'incertain [Zio, 2009]

Les verrous identifiés par [Zio, 2009] sont ainsi en adéquation avec les problématiques identifiées dans la méthodologie d'AiDR. Afin d'apporter des contributions sur la problématique de la modalisation et du traitement de l'incertain dans les analyses de risques multidisciplinaires et plus particulièrement pour l'AiDR, nous proposons dans le chapitre suivant de développer cette problématique d'incertain.

4. Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons établi le contexte d'analyse de risques des systèmes sociotechniques complexes dans lequel s'inscrivent nos contributions. Ainsi, partant de la notion de danger, nous avons identifié les risques industriels techniques, humains, organisationnels et environnementaux auxquels sont soumis les systèmes sociotechniques complexes que nous étudions.

Afin d'étudier ces différents risques au regard des enjeux et de leur acceptabilité par la Société, nous nous sommes ensuite intéressés à la notion de management des risques afin d'en cerner les principales phases et notamment celle d'appréciation du risque [ISO, 2010]. L'étude des principales approches disciplinaires d'analyse des risques a mis en évidence que de nombreux travaux ont été réalisés suite à l'occurrence d'accidents industriels majeurs. Ces travaux ont permis de contribuer au management des risques et en traitant de façon séparée les risques techniques, humains, organisationnels ou environnementaux. Nous avons rapproché l'utilisation de ces approches disciplinaires du développement de l'industrie et à la multiplication des risques et des enjeux à considérer. En ce sens, ces approches montrent leurs limites pour l'analyse de risques des systèmes industriels actuels où les liens entre les disciplines deviennent de plus en plus indissociables et nécessitent donc une analyse globale des risques de ces systèmes complexes.

Nous nous sommes donc ensuite intéressés aux analyses de risques intégrant plusieurs disciplines au sein d'une même approche. Après avoir précisé les notions d'intégration et d'interopération permettant la mise en commun des connaissances des différentes disciplines, nous avons mis en évidence les liens entre ces deux notions et le choix actuel d'une vision intégrée des connaissances. Nous avons ensuite identifié les exigences relatives à la mise en place de telles approches en termes de multidisciplinarité, de secteurs d'application et de solutions outillées. Sur la base de ces exigences, nous avons réalisé une étude comparative des principaux développements existants à ce jour. Cette étude nous a permis de mettre en exergue le fait que la problématique d'analyse de risques des systèmes sociotechniques complexes dans le domaine industriel a évolué mais présente toujours des manques pour aboutir à une vision globale d'analyse des risques répondant aux exigences de multidisciplinarité, de généricité et d'outils associés à l'utilisation des approches. Le résultat de cette étude comparative nous a amené à nous focaliser sur l'approche d'Analyse intégrée Des Risques (AiDR) développée conjointement par EDF R&D et le CRAN. En effet, elle présente une alternative intéressante aux approches disciplinaires puisqu'elle permet de mener des analyses de risques multidisciplinaires modulaires dans différents secteurs d'activité en s'appuyant sur une approche outillée grâce à l'utilisation des réseaux Bayésiens facilitant la structuration, la quantification et l'exploitation du modèle de risques.

En nous focalisant plus particulièrement sur l'analyse du fonctionnement de l'AiDR, nous avons ensuite identifié ses avantages et ses limites. Ainsi, en nous basant sur son application sur des cas industriels réels, nous avons mis en évidence la nécessité de s'attaquer à la problématique du traitement de l'incertain en proposant une approche traitant explicitement de la collecte, la modélisation et la propagation de connaissances incertaines ainsi que l'exploitation de l'incertain présent dans les résultats associés. Enfin, en nous appuyant sur le constat similaire fait par [Zio, 2009], nous avons généralisé la problématique du traitement de l'incertain aux analyses de risques multidisciplinaires et identifié les verrous associés à cette problématique concernant la collecte des connaissances dans des cadres mathématiques appropriés, la fusion de sources multiples de connaissances, la propagation de l'incertain dans un modèle de risques cohérent, l'exploitation des résultats et l'identification des contributeurs à l'incertain sur les variables d'intérêt.

Fort de ce positionnement, nous proposons de nous intéresser dans le chapitre suivant à la formalisation de ces problématiques et à l'identification des développements nécessaires pour disposer d'une approche d'analyse de risques multidisciplinaire qui soit adaptée à la présence de connaissances incertaines.

CHAPITRE 2

L'appréciation des risques en présence de connaissances incertaines

INTRODUCTION	57
1. L'INCERTAIN ET SON TRAITEMENT.....	58
1.1. LES CONNAISSANCES : SOURCE D'INCERTAIN.....	58
1.1.1. Caractérisation des connaissances.....	58
1.1.2. Les types d'incertain.....	59
1.1.3. Les sources d'incertain.....	59
1.2. LA MODELISATION ET LE TRAITEMENT DE L'INCERTAIN.....	60
1.2.1. Présentation du cadre de modélisation probabiliste.....	60
1.2.2. La nécessité de distinguer le traitement des types d'incertain.....	62
1.2.2.1. Limites pour le traitement de l'incertain épistémique.....	62
1.2.2.1. La notion de probabilités imprécises.....	64
1.2.3. Cadres extra-probabilistes de modélisation de l'incertain.....	65
1.2.3.1. Théorie des intervalles.....	65
1.2.3.2. Modélisation par p-box.....	66
1.2.3.3. Théorie des possibilités.....	66
1.2.3.4. Théorie de l'évidence.....	69
1.2.4. Synthèse des différents cadres de modélisation.....	72
1.2.4.1. Représentation de connaissances de natures différentes.....	72
1.2.4.2. Représentation d'incertain de types différents.....	74
2. LE TRAITEMENT DE L'INCERTAIN DANS LES ANALYSES DE RISQUES	75
2.1. LES CONNAISSANCES ET L'INCERTAIN EN ANALYSE DE RISQUES.....	75
2.1.1. Les connaissances issues du retour d'expérience.....	76
2.1.2. Les connaissances issues des avis d'experts.....	76
2.1.3. L'incertain associé aux différentes connaissances.....	78
2.1.3.1. La spécificité des biais dans les avis d'experts.....	78
2.1.3.2. L'incertain associé aux connaissances.....	79
2.1.4. L'importance de la modélisation et du traitement de l'incertain.....	80
2.2. L'INCERTAIN DANS LES PHASES DE L'APPRECIATION DES RISQUES.....	82
2.2.1. Identification des risques en présence d'incertain.....	82
2.2.1.1. L'exploitation du retour d'expérience statistique.....	82
2.2.1.2. L'utilisation des avis d'experts.....	83
2.2.1.3. Entre probabiliste et extra-probabiliste.....	84
2.2.2. Analyse des risques en présence d'incertain.....	85
2.2.3. Evaluation des risques en présence d'incertain.....	86
2.2.4. Enjeux et problématiques associés au traitement de l'incertain.....	88
2.2.4.1. L'importance du choix du cadre de modélisation.....	89
3. MODELISATION ET TRAITEMENT DE L'INCERTAIN DANS L'AIDR	89
3.1. VERS UN TRAITEMENT COHERENT DES DIFFERENTS INCERTAINS.....	90
3.1.1. La problématique d'incertain dans l'AiDR.....	90
3.1.2. Le choix de la théorie de l'évidence.....	92
3.1.2.1. Besoins en termes de modélisation et de traitement.....	92
3.1.2.2. Justification du choix de la théorie de l'évidence.....	92
3.1.3. La modélisation par les Réseaux de Fonctions de Croyance.....	93
3.2. LES VERROUS ACTUELS DE LA METHODOLOGIE D'AIDR.....	95
3.2.1. Synthèse des apports de la théorie de l'évidence et des RFC.....	95
3.2.2. Contributions à la réduction des biais dans les avis d'experts.....	96
3.2.3. Contributions pour l'analyse et d'évaluation des risques.....	98
4. CONCLUSION	100

Introduction

Le Chapitre 1 a mis en évidence que le risque est, par nature, empreint d'incertain tel que souligné par [ISO, 2010] qui le définit comme l'effet de l'incertitude sur l'atteinte des objectifs. Nous avons également vu que les risques et obligations réglementaires se multiplient et pèsent sur les industriels. Par conséquent, la prise en compte de l'incertain est devenue fondamentale.

Ce Chapitre 2 est consacré à la problématique concernant la modélisation et le traitement de l'incertain dans les analyses de risques multidisciplinaires. Afin de positionner nos contributions par rapport à cette problématique, il est nécessaire d'identifier les types de connaissances et les incertains associés (aléatoire ou épistémique) ainsi que les moyens de les traiter. Si le cadre probabiliste est le plus fréquemment utilisé en analyse de risques, son utilisation a été remise en question pour la modélisation et le traitement de certaines notions associées à l'incertain. L'utilisation d'autres cadres de modélisation de l'incertain ont fait l'objet de nombreux travaux ces dernières années. Leur utilisation peut permettre de disposer d'un cadre de modélisation adapté aux différentes formes de connaissances et d'appréhender au mieux les différentes formes d'incertain lors de l'appréciation des risques.

En ce sens, la première partie du chapitre introduit les différents types de connaissances et modes d'expressions de ces connaissances. Nous identifions les principaux types d'incertain ainsi que les notions sous-jacentes associées telles que l'incomplétude, l'imprécision et l'ignorance. Afin d'analyser ces connaissances, nous présentons le cadre de modélisation probabiliste. Sur la base de cette présentation, nous en identifions les limites en termes de modélisation et de traitement conjoints des différentes formes d'incertain. Nous étudions par conséquent des cadres de modélisation extra-probabilistes offrant des alternatives de modélisation et de traitement tels que la théorie des intervalles, la théorie des possibilités ou encore la théorie de l'évidence. Enfin, nous proposons une synthèse des possibilités offertes par chaque cadre pour la modélisation et le traitement des connaissances et de l'incertain associé.

La seconde partie nous amène à particulariser le traitement de connaissances incertaines au cas des analyses de risques, notamment les analyses de risques multidisciplinaires. Après avoir identifié les deux principales sources de connaissances que sont le retour d'expérience statistique et les avis d'experts, nous confortons la présence d'incertains aléatoire et épistémique. Nous identifions ensuite les enjeux associés au traitement de l'incertain sur les différentes phases de l'appréciation des risques. De ces enjeux, nous identifions différents verrous en termes d'identification, d'analyse et d'évaluation des risques. Enfin, nous argumentons l'importance du choix du cadre de modélisation dans la problématique d'incertain ainsi que son influence sur les enjeux précédemment identifiés.

La dernière partie nous amène à nous focaliser plus précisément sur la problématique de modélisation et de traitement de l'incertain dans la méthodologie d'AiDR. Nous illustrons dans un premier temps les limites rencontrées par l'approche en présence d'incertain aléatoire et épistémique. Nous discutons ensuite le choix de la théorie de l'évidence comme cadre alternatif pour la modélisation et le traitement de l'incertain dans l'AiDR. Nous argumentons également le passage des réseaux Bayésiens à une extension dans la théorie de l'évidence : les réseaux évidentiels [Simon et al., 2008]. Après avoir synthétisé l'apport de ces choix pour la problématique de modélisation et de traitement de l'incertain, nous identifions les travaux nécessaires pour une meilleure maîtrise de l'incertain dans l'AiDR. Nous soulignons ainsi des contributions en termes de collecte des avis d'experts, d'adaptation du modèle de risques et d'outils pour l'aide à la décision en présence d'incertain.

1. L'incertain et son traitement

Cette première partie introduit les différents types de connaissances et modes d'expressions de ces connaissances. Nous identifions les principaux types d'incertain ainsi que les notions sous-jacentes associées. Afin d'analyser ces connaissances, nous présentons le cadre de modélisation probabiliste classiquement utilisé pour traiter l'incertain. Sur la base de cette présentation, nous identifions les limites en termes de modélisation et de traitement conjoints des différentes formes d'incertain. Nous étudions ainsi des cadres de modélisation extra-probabilistes offrant des alternatives de modélisation et de traitement tels que la théorie des intervalles, la théorie des possibilités ou encore la théorie de l'évidence. Enfin, nous proposons une synthèse des possibilités offertes par chaque cadre pour la modélisation et le traitement des connaissances et de l'incertain associé.

1.1. Les connaissances : source d'incertain

1.1.1. Caractérisation des connaissances

De façon générale, les connaissances peuvent être définies par différentes caractéristiques comme leur type ou leur source [Dubois, 2010]. Ainsi, les connaissances peuvent être *génériques*, *singulières* ou résulter de *croyances* (Tableau 2-1) et provenir de sources de connaissances principalement *historiques* ou basées sur des *observations* (Tableau 2-2).

Connaissance générique	Observations répétées telles que des règles de dépendances entre variables ou encore des liens d'influence.
Evidence singulière	Situations singulières telles que des résultats d'observation, des tests ou encore des mesures.
Croyance	Événements singuliers non observés tels que des phénomènes extrêmes ou des actions jamais réalisées.

Tableau 2-1. Types de connaissances selon [Dubois, 2010]

Historiques	Classes de situations (lois physiques, connaissances statistiques, etc.)
Observations	Situations particulières considérées connues comme vraies. (mesures, résultats de tests, etc.)

Tableau 2-2. Sources de connaissances selon [Dubois, 2010]

En outre, les connaissances présentent d'autres caractéristiques comme leur *nature* ou encore leur *mode d'expression* (Tableau 2-3).

Nature	Les connaissances peuvent être exprimées de façon <i>subjective</i> (individuelle et susceptible de changer selon la personnalité de chacun) ou <i>objective</i> (ne fait pas intervenir de facteurs personnels dans le jugement qui est fait).
Expression	Les connaissances peuvent être de nature <i>qualitative</i> (ordre, préférence, etc.) ou <i>quantitative</i> (valeurs scalaires, intervalles avec ou sans informations, distributions de probabilités, etc.)

Tableau 2-3. Autres caractéristiques des connaissances

Alors que les connaissances génériques et les évidences singulières se basent principalement sur des événements observés (ou observables), les croyances sont quant à elles basées sur des événements non mesurés (ou non mesurables). Par conséquent, les croyances sont potentiellement plus difficiles à exprimer. En outre, la nature subjective ou objective des connaissances implique des modes et des formes d'expressions différentes selon qu'elles dépendent ou non de la personnalité et de la connaissance détenue par chacun. Enfin, le caractère qualitatif ou quantitatif des connaissances peut donner lieu à des expressions diverses et plus ou moins précises (ordres, préférences, valeurs scalaires, intervalles, etc.).

En d'autres termes, la diversité des caractéristiques associées aux connaissances implique des niveaux de précision différents dans leur expression. Ces niveaux de précision font émerger de l'incertain sur les connaissances qui se caractérise principalement par ses types et ses sources.

1.1.2. Les types d'incertain

De nombreux travaux se sont intéressés à la classification de l'incertain [Hoffman and Hammonds, 1994] [Ferson et Ginzburg, 1996] [Helton, 1997]. De façon générale, la classification de l'incertain s'effectue selon deux catégories distinctes : l'incertain aléatoire et l'incertain épistémique.

1. L'incertain **aléatoire** est dû au caractère aléatoire ou à la variabilité naturelle d'un phénomène physique (les valeurs sont précises mais différentes en raison de variations naturelles). On parle également d'incertain stochastique ou de variabilité. Cet incertain est généralement lié à des quantités mesurables [Winkler, 1996] et est considéré comme *irréductible* puisqu'inhérent à la variabilité naturelle de phénomènes physiques [Bae et al., 2004]. L'incertain aléatoire est généralement associé à des connaissances objectives pouvant être des connaissances génériques ou des évidences singulières.
2. L'incertain **épistémique** est dû au caractère imprécis de la connaissance ou lié à un manque de connaissances. Il est généralement lié à des quantités non mesurables [Winkler, 1996] et est considéré comme *réductible* dans le sens où de nouvelles connaissances pourraient réduire voire éliminer ce type d'incertain. Il est principalement présent dans le cas de données subjectives basées sur des croyances et pouvant être qualitatives ou quantitatives.

En ce qui concerne notre problématique d'incertain dans les analyses de risques, nous retenons la dichotomie classiquement utilisée entre incertain aléatoire et épistémique (Tableau 2-4).

	Origine	Quantités	Traitement
Incertain aléatoire	Variabilité naturelle	Mesurables	Irréductible
Incertain épistémique	Connaissances imparfaites	Non mesurables	Réductible

Tableau 2-4. Caractéristiques principales des incertains aléatoire et épistémique

1.1.3. Les sources d'incertain

De façon générale, l'incertain peut impacter soit le modèle de risques soit ses paramètres comme le souligne [Drouin et al., 2007] dans le domaine de la sûreté nucléaire propre au contexte industriel de cette thèse. A ce titre, [IPCS, 2006] identifie deux sources d'incertitudes : les *incertitudes paramétriques* et les *incertitudes de modèle*. La première source est liée aux données d'entrée du modèle alors que la seconde est liée à la différence entre le modèle et la réalité. Les incertitudes de modèle comprennent également la notion d'incertitude de complétude liée à la partialité du modèle ou à sa plage de validité.

[Oberkampf et al., 2002] définissent quant à eux la notion d'erreur qui peut être rapprochée de l'incertain de modèle. Elle se rapporte à l'erreur induite par l'utilisation de certains modèles mathématiques ou outils de modélisation des connaissances et de leur incertain.

Si l'incertain aléatoire trouve sa source dans la variabilité naturelle des phénomènes physiques, trois notions sont génératrices d'incertain de type épistémique. Elles sont liées à différents niveaux de connaissance et sont principalement de trois types :

- *L'imprécision* correspond à une incapacité à exprimer la valeur vraie car l'absence de valeurs expérimentales empêche la définition d'une distribution de probabilités ou car il est difficile de discerner la valeur exacte d'une mesure. Par exemple, seules les bornes de la valeur vraie recherchée sont connues parce que physiquement il ne peut en être autrement.
- *L'ignorance* (partielle ou totale) correspond à une incapacité à exprimer sa connaissance sur des hypothèses disjointes. Il peut être plus facile de s'exprimer sur leurs disjonctions. En effet, ce qui est imprécis est certain et ce qui est précis est incertain.
- *L'incomplétude* correspond au fait que toutes les situations possibles ne sont pas couvertes. Par exemple, tous les modes de défaillances d'un matériel ne sont pas connus.

Les notions d'incomplétude et d'ignorance sont étroitement liées. L'incomplétude correspond à un incertain de modèle alors que l'imprécision et l'ignorance correspondent à de l'incertain paramétrique. Notons que l'imprécision et l'ignorance se distinguent par le fait que la première concerne l'incertain lié à la qualité de la valeur tandis que la seconde s'intéresse à l'incertain lié à la connaissance de la valeur.

Concernant l'incertain épistémique, [Bouchon-Meunier, 1995] considère que les imperfections sur les connaissances peuvent être classées en trois principaux types : les incertitudes qui représentent un doute sur la validité d'une connaissance, les imprécisions qui correspondent à une difficulté dans l'énoncé ou l'obtention de la connaissance et les incomplètes qui correspondent à des absences de connaissances ou à des connaissances partielles.

Il faut également ajouter à cette liste d'imperfections la notion d'*incohérence* qui apparaît lorsque la connaissance est formulée par une ou plusieurs sources qui fournissent des informations contradictoires [Osey-Bryson, 2003]. Enfin, [Smithson, 1989] détaille l'ignorance comme source d'incertitude selon l'arborescence présentée dans la Figure 2-1.

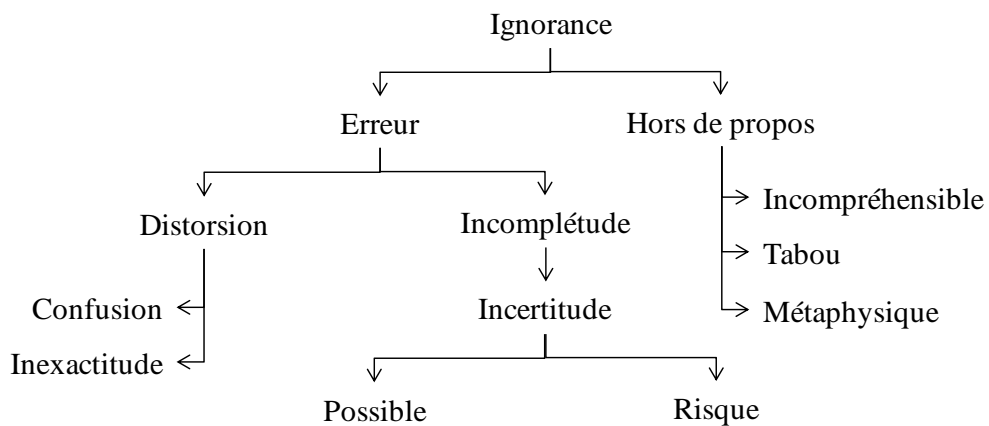


Figure 2-1. Éléments constitutifs de l'ignorance selon [Smithson, 1989]

Finalement, nous choisissons de retenir la classification restreinte présentée dans la Figure 2-2 en ce qui concerne nos travaux sur l'incertain dans les analyses de risques.

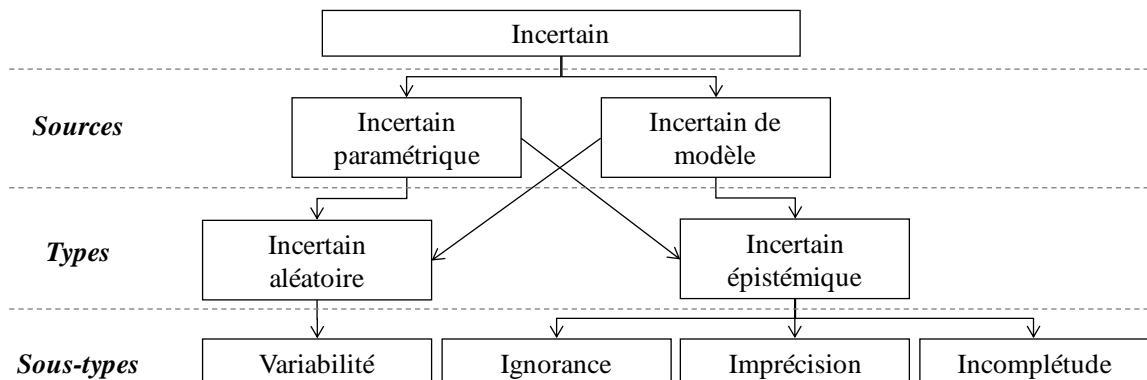


Figure 2-2. Classification de l'incertain

En conclusion, les connaissances engendrent de l'incertain qui peut être aléatoire ou épistémique et affecter aussi bien le modèle de risques que ses paramètres. Pour modéliser et analyser les connaissances, il convient de disposer de cadres adaptés à la prise en compte de ces incertains afin de fournir des résultats à la fois réalistes et exploitables à l'issue de l'analyse.

1.2. La modélisation et le traitement de l'incertain

1.2.1. Présentation du cadre de modélisation probabiliste

Développée depuis le 17^{ème} siècle, la théorie des probabilités est aujourd'hui considérée comme le cadre de référence pour la modélisation et le traitement des incertitudes [Winkler, 1996].

Ce choix est notamment fait pour la modélisation de relevés ou de mesures statistiques. Le cadre probabiliste repose sur une axiomatique précise et bien définie [Jaynes, 2003]. Ainsi, les lois et formalismes mathématiques associés sont nombreux et permettent d'utiliser facilement ce cadre de modélisation lorsque les connaissances sont incertaines. Ce cadre repose sur deux interprétations [Bloch, 1996] [Denoeux, 2011] :

1. Le modèle *fréquentiste* (ou objectiviste) qui s'appuie sur des grandeurs objectives s'interprétant comme des fréquences ou des limites de fréquences et correspond donc à une représentation de l'incertain aléatoire.
2. Le modèle *Bayésien* (ou subjectiviste) qui s'appuie sur des valeurs subjectives et peuvent être interprétées comme des comportements en situation de paris. Il correspond ainsi à une représentation des incertains aléatoires et épistémiques.

Considérons une variable aléatoire X et les hypothèses H_i^X . L'espace des possibles est :

$$\Omega_X = \{H_1^X, \dots, H_n^X\}$$

Une mesure de probabilité P est associée à chaque hypothèse H_i^X telle que :

$$P : \Omega_X \rightarrow [0,1] \text{ sous la contrainte d'additivité } \sum_{H_i^X} P(\{H_i^X\}) = 1 \quad (2.1)$$

La condition *d'exclusivité et exhaustivité des hypothèses* imposées dans ce cadre permet de définir d'autres propriétés dont les principales sont rappelées dans les équations 2.2 à 2.5.

$$H_i^X \cap H_j^X = \phi \quad (2.2)$$

$$P(\{H_i^X\}) = 1 - P(\neg\{H_i^X\}) \quad \forall H_i^X \in \Omega_X \text{ (additivité)} \quad (2.3)$$

$$P(\Omega_X) = 1 : \text{événement certain } \Omega \quad (2.4)$$

$$P(\phi) = 0 : \text{événement impossible } \emptyset \quad (2.5)$$

Les équations 2.2 et 2.3 traduisent la contrainte d'exclusivité des hypothèses. Les équations 2.4 et 2.5 traduisent celle d'exhaustivité des hypothèses.

La contrainte d'additivité associée au cadre probabiliste implique que la somme des probabilités d'occurrence et de non occurrence d'un événement est égale à 1 (équation 2.1). En d'autres termes, la spécification de la probabilité d'occurrence d'un événement implique la spécification de sa probabilité de non occurrence (équation 2.3).

Sur la base des propriétés principales du cadre probabiliste, une connaissance peut alors être exprimée de différentes façons selon qu'elle présente ou non de l'incertain :

- Une certitude sur l'occurrence de H_i^X est exprimée par $P(\{H_i^X\}) = 1$ et $P(\neg\{H_i^X\}) = 0$
- Une incertitude sur l'occurrence de H_i^X est exprimée en choisissant $P(\{H_i^X\}) < 1$

Dans le cas d'une incertitude, sauf indication contraire, la quantité de probabilité $1 - P(H_i^X)$ est allouée de façon uniforme sur les hypothèses H_j^X telles que $j \neq i$ (additivité). Ainsi, même si il n'a été explicitement alloué aucune croyance sur ces hypothèses, une masse de probabilité y est affectée [Keynes, 1921].

Pour la modélisation de l'incertain épistémique, l'ignorance partielle ou totale peut être modélisée en utilisant le *principe d'indétermination* (ou de raison suffisante) de Laplace²⁰ [Keynes, 1921] ou celui de *maximum d'entropie* [Levine et Tribus, 1979] [Gzyl, 1995]. Cela consiste à répartir la connaissance uniformément sur l'ensemble des H_i^X dans le cas d'une ignorance totale et à la répartir uniformément sur les hypothèses sur lesquelles porte l'ignorance dans le cas d'une ignorance partielle.

²⁰ « Tout ce qui est équipossible est équiprobable. »

Pour résumer, le cadre probabiliste dispose de fondements mathématiques solides qui en font le cadre de référence pour la modélisation et le traitement de connaissances pour lesquelles la quantité de connaissances est suffisante et correcte pour construire une distribution de probabilités non erronée. Ainsi, ce cadre est considéré comme étant le plus adapté pour la modélisation de l'incertain de type aléatoire. Cependant, son utilisation montre des limites dans le cas de l'incertain épistémique. Nous proposons d'illustrer ces limites dans la section suivante.

1.2.2. La nécessité de distinguer le traitement des types d'incertain

1.2.2.1. Limites pour le traitement de l'incertain épistémique

Dans deux nombreux cas, comme celui des analyses de risques multidisciplinaires, l'analyse des connaissances implique à la fois de l'incertain aléatoire et de l'incertain épistémique de par la diversité des connaissances utilisées. Ainsi, certaines disciplines s'appuient sur des connaissances souvent incomplètes et donc insuffisantes pour construire une distribution de probabilités unique et cohérente.

Comme nous l'avons mentionné précédemment, la modélisation et le traitement des incertitudes sont généralement réalisés à l'aide du cadre probabiliste [Winkler, 1996]. Cependant, le couplage de l'incertain aléatoire et de l'incertain épistémique n'est pas clairement distingué dans l'utilisation de probabilités [Dubois et al., 2000a] [Dubois, 2010]. En effet, les probabilités ne sont à l'origine pas destinées à représenter de l'incertain épistémique comme le souligne [Bloch, 1996] ou plus récemment [Baudrit, 2005]. Alors que la modélisation de l'incertain aléatoire sur certaines variables est aisée, la modélisation de certaines notions associées à l'incertain épistémique est quasiment impossible ou bien nécessitera certaines adaptations discutables.

Tout d'abord, la notion d'incomplétude ne peut pas, par définition, être traitée dans le cadre probabiliste. En effet, une des propriétés élémentaires de ce cadre est que l'espace des possibles est exhaustif et donc que toutes les hypothèses possibles ont été identifiées et définies (équations 2.4 et 2.5). L'imprécision ne peut pas non plus être modélisée puisqu'il est nécessaire d'allouer une mesure de probabilité à chaque hypothèse et qu'il est impossible d'allouer une mesure de probabilité à des disjonctions de ces hypothèses.

L'axiome d'additivité inhérent à la théorie des probabilités implique que la connaissance d'un événement induit nécessairement la connaissance de son contraire (équation 2.3). Cet axiome est cependant discutable dans certains cas de figure. Considérons l'exemple d'un événement pour lequel nous estimons sa probabilité d'occurrence égale à 0.4. Cela n'implique pas toujours que nous estimons sa probabilité de non occurrence égale à 0.6 puisqu'il peut y avoir des doutes dans ce jugement. Cependant, l'axiome d'additivité nous contraint à faire ce choix. Ainsi, dans certains cas, des connaissances peuvent favoriser une hypothèse sans pour autant discréditer l'hypothèse contraire. Sur ce point, le cadre probabiliste semble peu adapté à ce type de modélisation [Zimmermann, 1983] [Zouhal, 1997].

Le cadre probabiliste autorise aussi la modélisation de la notion d'ignorance. Considérons une variable aléatoire continue X dont la seule connaissance disponible est le fait qu'elle se situe dans l'intervalle $[\underline{x}, \bar{x}]$. Dans le cas où l'on ne dispose que des bornes de l'intervalle auquel appartient la variable, le choix d'une distribution de probabilités uniforme est préconisé par le principe d'indétermination de Laplace [Keynes, 1921] ou celui du maximum d'entropie [Levine et Tribus, 1979], tel que :

$$P(X = x_i) = \frac{1}{x - \underline{x}}, \forall x_i \text{ où } x_i \text{ est une valeur de } X \text{ dans l'intervalle } [\underline{x}, \bar{x}] \quad (2.6)$$

Cela revient à répartir toute la connaissance disponible sur l'ensemble des valeurs définies dans cet intervalle. Le choix d'une seule et unique distribution de probabilités ne paraît alors pas le plus adapté puisqu'il existe une infinité de distributions de probabilités pouvant correspondre à la seule connaissance $X \in I$. La loi uniforme n'est qu'une de ces possibilités. Le choix a priori d'une loi uniforme entraîne un apport de connaissance non disponible initialement sur l'état de la variable X , ici celle de l'équiprobabilité des x_i .

[Ferson, 1995] et plus récemment [Baudrit, 2005] ont montré que le choix arbitraire d'une loi uniforme pour modéliser une ignorance est susceptible d'engendrer des erreurs dans la propagation des incertitudes et donc de fournir des résultats inexacts ou incohérents au regard de la connaissance disponible. [Baudrit, 2005] illustre cette incohérence par l'exemple de deux variables A et B pour lesquelles la seule connaissance disponible est qu'elles sont comprises respectivement dans les intervalles $[0,1]$ et $[0,2]$. Si l'on considère la somme $(A+B)$, la seule connaissance disponible a priori est que $(A+B) \in [0,3]$. L'utilisation de lois uniformes pour définir les variables A et B impliquerait logiquement le choix d'une loi uniforme sur $[0,3]$ pour la somme $(A+B)$. Cependant, l'hypothèse initiale de lois uniformes pour décrire les variables A et B entraîne que leur somme est en réalité définie par une loi trapézoïdale sur $[0,3]$ (Figure 2-3).

Une incohérence apparaît donc entre ces deux codages de l'ignorance puisqu'il paraît illogique que la somme de deux ignorances puisse nous donner une connaissance plus spécifique. Le calage de lois uniformes pour modéliser un manque de connaissance revient donc en quelque sorte à considérer de la connaissance supplémentaire sur des variables pour lesquelles il y a au départ un manque de connaissance.

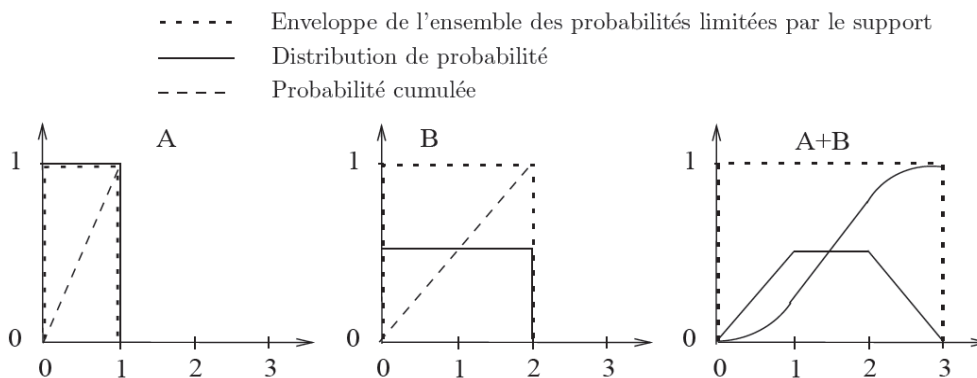


Figure 2-3. Somme de deux variables définies par des lois uniformes selon [Baudrit, 2005]

[Baudrit, 2005] souligne également la confusion fréquente qu'engendre l'utilisation du principe d'insuffisance de Laplace entre la véritable équiprobabilité observée de façon fréquentielle (incertain aléatoire) et le codage par la notion d'équiprobabilité d'une ignorance (incertain épistémique). Considérons une variable aléatoire discrète X représentant le résultat du lancer d'un dé. Dans le cas où le dé est équilibré, nous pouvons objectivement attribuer une probabilité de $1/6$ à chaque face. Dans le cas où nous ne disposons pas de cette indication, nous savons uniquement que le résultat du lancer est entre 1 et 6 (ignorance totale). Cependant, le principe d'insuffisance de Laplace nous amène à considérer une probabilité de $1/6$ pour chaque face. Finalement, cela conduit à une même représentation de la connaissance pour une équiprobabilité objective et une ignorance au sens épistémique du terme. Il n'y a alors plus de distinction entre ces deux types de connaissances lors de leur modélisation et de leur traitement.

En résumé, le cadre probabiliste est usuellement retenu pour la modélisation de l'incertain aléatoire et épistémique affectant les connaissances. Cependant, bien qu'il reste le cadre de référence pour la représentation de l'incertain aléatoire, il n'est pas considéré comme étant le plus à même de manipuler convenablement les différentes notions associées à l'incertain épistémique [Shafer, 1976] [Ferson et Ginzburg, 1996] [Oberkampf et al., 2004]. Outre le fait qu'il ne permette pas de représenter une incomplétude ou une imprécision, son utilisation pour la représentation de l'ignorance implique le choix d'une distribution de probabilités arbitraire unique dont le risque est de ne pas représenter de façon fidèle les connaissances disponibles et peut fausser les résultats de l'analyse de ces connaissances [Stirling, 2007].

[Denoeux, 2011] définit ainsi deux limites principales de l'utilisation du cadre probabiliste pour la modélisation et le traitement de l'incertain épistémique: son ambiguïté et son instabilité. L'*ambiguïté* correspond au fait que ce cadre ne permet pas de distinguer l'ignorance totale d'une équiprobabilité objective. L'*instabilité* correspond au fait que le choix d'une distribution uniforme sur x induit généralement une distribution non uniforme sur $f(x)$ lorsque f est une fonction non linéaire.

Il convient alors non pas de contraindre l'expression de la connaissance pour se conformer au cadre probabiliste mais plutôt de disposer d'un cadre permettant de représenter de façon plus cohérente et plus flexible les différents types de connaissances et d'incertain susceptibles d'être rencontrés. La notion de *cohérence* correspond au fait que le choix du cadre est adapté à la modélisation de la connaissance disponible et de son incertain sans perte ni ajout de connaissances. La notion de *flexibilité* correspond quant à elle au fait que le cadre doit, si possible, être utilisable pour la modélisation de différentes expressions des connaissances et donc des différentes formes d'incertain. Le besoin d'une modélisation cohérente des incertitudes est aujourd'hui largement acceptée, notamment lorsque les analyses engendrent des prises de décisions importantes comme c'est le cas pour les analyses de risques [Helton et Burmaster, 1996] [Helton et al., 2004].

Finalement, au regard des limites du cadre probabiliste pour la modélisation de l'incertain épistémique, il paraît plus pertinent de s'appuyer sur un cadre permettant de représenter les imprécisions sur les probabilités lorsque l'on dispose de connaissances incomplètes ou lorsqu'il n'est pas possible de construire un modèle probabiliste cohérent à partir des connaissances disponibles. Cela revient à modéliser l'incertain épistémique autour de la valeur mal connue par un encadrement entre deux bornes, cet encadrement contenant la valeur vraie. Cette modélisation repose sur le concept général de *probabilités imprécises*.

1.2.2.2. La notion de probabilités imprécises

La théorie des probabilités imprécises est un modèle de représentation général proposé par [Walley, 1991]. Cette théorie permet de modéliser une connaissance présentant à la fois de l'incertain aléatoire et épistémique à l'aide d'une famille de distributions de probabilités. La composante aléatoire de l'incertain est représentée par la distribution de probabilités et la composante épistémique par l'introduction d'encadrements de ses paramètres par des valeurs haute et basse.

Les probabilités imprécises peuvent être définies comme un encadrement d'une mesure de probabilité P par deux mesures basse et haute telles que :

$$\underline{P}(\{H_i^x\}) \leq P(\{H_i^x\}) \leq \bar{P}(\{H_i^x\}), \forall P \quad (2.7)$$

où la différence entre les bornes représente l'incertain autour de la valeur vraie recherchée.

Afin de proposer une modélisation plus cohérente des connaissances par rapport à celle disponible, de nouveaux cadres de modélisation et de traitement de l'incertain ont ainsi été développés ces dernières décennies comme le souligne notamment [Helton et al., 2004] et [Flage et al., 2009]. Ces différents cadres sont des cas particuliers ou des interprétations de la théorie des probabilités imprécises et se basent sur des mesures basses et hautes.

Dans la section suivante, nous nous intéressons aux principaux cadres de modélisation alternatifs les plus couramment utilisés²¹ pour modéliser et manipuler l'incertitude :

1. La théorie des intervalles [Moore, 1966] et l'application aux probabilités [Buckley, 2005]
2. La modélisation par p-box [Ferson et al., 2003]
3. La théorie des possibilités [Zadeh, 1978] [Dubois et Prade, 1988]
4. La théorie de l'évidence [Dempster, 1967] [Shafer, 1976]

Ces différents cadres de modélisation se rejoignent sur la modélisation des phénomènes aléatoires mais offrent des possibilités différentes pour le traitement de l'incertain épistémique en posant des hypothèses initiales différentes.

²¹ D'autres cadres tels que la DSmT [Dezert et Smarandache, 2009], la théorie de cohérence [Walley, 1998], l'utilisation de bornes supérieures basées sur de la vraisemblance [Walley et Moral, 1999] ou encore les nuages de Neumaier [Neumaier, 2004] présentent également des alternatives au cadre probabiliste mais ne seront pas discutés ici.

1.2.3. Cadres de modélisation extra-probabilistes

1.2.3.1. Théorie des intervalles

La théorie des intervalles, aussi appelée analyse par intervalles, a été introduite par [Moore, 1966]. Elle permet de traiter uniquement le problème d'imprécision associé à l'incertain épistémique dans l'allocation des mesures de probabilités. Il s'agit d'une *approche ensembliste* considérant qu'un intervalle de valeurs contient nécessairement la valeur vraie. En effet, une variable X peut être mal connue mais il est possible de la définir avec certitude comme appartenant à un intervalle fermé et borné.

En reprenant les notations du cadre probabiliste, il est possible de réécrire l'équation 2.7 pour considérer qu'une probabilité recherchée est contenue dans un intervalle défini tel que :

$$P(\{H_i^X\}) \in [\underline{P}(\{H_i^X\}), \bar{P}(\{H_i^X\})] \quad (2.8)$$

Où $\underline{P}(\{H_i^X\})$ et $\bar{P}(\{H_i^X\})$ sont les bornes inférieure et supérieure de la mesure de probabilité.

Ainsi, l'imprécision sur la valeur d'une variable réelle peut être étendue au traitement de l'imprécision sur des probabilités en prenant en compte les axiomes appropriés.

Un intervalle peut être vu comme un ensemble de valeurs possibles ou comme un couple de bornes. Dans le premier cas, il est manipulé comme un ensemble alors que dans le second cas, il est manipulé par une arithmétique ad hoc [Moore, 1966] [Buckley, 2005]. Cette arithmétique correspond à l'extension des opérateurs conventionnels appliqués au calcul sur des intervalles. Considérons trois intervalles A , B et C définis tels que :

$$[A] = [\underline{a}; \bar{a}], [B] = [\underline{b}; \bar{b}], [C] = [\underline{c}; \bar{c}]$$

Les opérateurs élémentaires de l'arithmétique classique permettent notamment de définir les quatre opérations suivantes [Moore, 1966] [Buckley, 2005]:

$$[C] = [A] + [B] \text{ où } \underline{c} = \underline{a} + \underline{b} \text{ et } \bar{c} = \bar{a} + \bar{b} \quad (2.9)$$

$$[C] = [A] - [B] \text{ où } \underline{c} = \underline{a} - \bar{b} \text{ et } \bar{c} = \bar{a} - \underline{b} \quad (2.10)$$

$$[C] = [A] \cdot [B] \text{ où } \underline{c} = \min(\underline{a}\underline{b}, \underline{a}\bar{b}, \bar{a}\underline{b}, \bar{a}\bar{b}) \text{ et } \bar{c} = \max(\underline{a}\underline{b}, \underline{a}\bar{b}, \bar{a}\underline{b}, \bar{a}\bar{b}) \quad (2.11)$$

$$[C] = [A]/[B] \text{ où } \underline{c} = \min(\underline{a}/\underline{b}, \underline{a}/\bar{b}, \bar{a}/\underline{b}, \bar{a}/\bar{b}) \text{ et } \bar{c} = \max(\underline{a}/\underline{b}, \underline{a}/\bar{b}, \bar{a}/\underline{b}, \bar{a}/\bar{b}) \quad (2.12)$$

Lorsque les fonctions sont monotones croissantes ou décroissantes, ce type d'arithmétique pose peu de problème calculatoire. Notons cependant que la répétition de variables dans des opérations plus complexes que celles définies dans les équations 2.9 à 2.12 peut amener à un problème de *sous-distributivité* [Moore, 1966]. En d'autres termes, l'intervalle obtenu par leur utilisation est plus large que celui qui aurait normalement dû être obtenu.

Considérons l'exemple d'une probabilité de l'union de deux événements A et B indépendants dans le cadre probabiliste telle que $P(A \cup B) = P(A) + P(B) - P(A) \cdot P(B)$. En utilisant les opérateurs définis précédemment nous serions tentés de définir son encadrement par l'équation 2.13. Cependant, la fonction $P(A \cup B)$ est croissante et son encadrement est obtenu en résolvant le problème d'optimisation suivant, dont la solution est donnée dans l'équation 2.14 :

$$\underline{P}(A \cup B) = \arg \min(P(A) + P(B) - P(A) \cdot P(B)) \text{ et } \bar{P}(A \cup B) = \arg \max(P(A) + P(B) - P(A) \cdot P(B))$$

$$\underline{P}(A \cup B) = \underline{P}(A) + \underline{P}(B) - \bar{P}(A) \cdot \bar{P}(B) \text{ et } \bar{P}(A \cup B) = \bar{P}(A) + \bar{P}(B) - \underline{P}(A) \cdot \underline{P}(B) \quad (2.13)$$

$$\underline{P}(A \cup B) = \underline{P}(A) + \underline{P}(B) - \underline{P}(A) \cdot \underline{P}(B) \text{ et } \bar{P}(A \cup B) = \bar{P}(A) + \bar{P}(B) - \bar{P}(A) \cdot \bar{P}(B) \quad (2.14)$$

Considérons $P(A) \in [0.6, 0.7]$ et $P(B) \in [0.3, 0.4]$. La sous-distributivité est traduite par :

$$P_{2.14}(A \cup B) \subseteq P_{2.13}(A \cup B) \text{ avec } P_{2.13}(A \cup B) = [0.62; 0.92] \text{ et } P_{2.14}(A \cup B) = [0.72; 0.82]$$

Si les fonctions sont non monotones ou non linéaires, la difficulté calculatoire devient importante et il convient alors de résoudre un *problème d'optimisation* [Buckley, 2005]. A ce titre, [Jaulin et al., 2001] proposent des travaux intéressants pour réaliser des calculs d'intervalles pour des fonctions quelconques.

1.2.3.2. Modélisation par p-box

Les p-box (signifiant littéralement « boîte de probabilités ») permettent de représenter l'encadrement d'une probabilité mal connue par une *paire de probabilités cumulées basse et haute* [Ferson et al., 2003] (Figure 2-4). La notion de p-box généralise celle d'intervalles pour des points à des paires de probabilités cumulées [Ferson et al., 2003]. Elle correspond à une interprétation de la notion de probabilités imprécises introduite par [Walley, 1991]. Considérons F une fonction de répartition d'une variable aléatoire X mal connue. Il est alors possible de définir deux fonctions de répartition \underline{F} et \overline{F} telles que :

$$\underline{F}(x) \leq F(x) \leq \overline{F}(x) \quad (2.15)$$

où \underline{F} et \overline{F} sont les bornes de la famille de distributions de probabilités cumulées dans laquelle se trouve la fonction de répartition F recherchée.

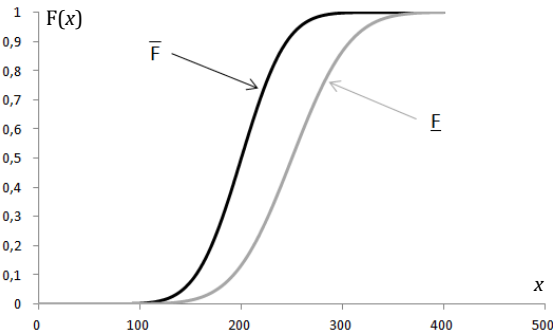


Figure 2-4. Modélisation de l'incertain par une p-box

La modélisation par p-box est généralement utilisée pour traiter les problèmes où la forme d'une distribution de probabilités est connue mais où les paramètres tels que la moyenne ou l'écart-type sont imprécis. Cette théorie permet ainsi de traiter de façon conjointe l'incertain aléatoire (à l'aide d'une distribution de probabilités) et l'incertain épistémique (par l'introduction d'un intervalle sur ses paramètres). Les p-box peuvent être construites à partir de distributions connues et apparaissent comme un choix naturel pour les modèles paramétriques ayant des paramètres imprécis. L'intervalle formé par la paire de distribution caractérise le caractère incomplet de la connaissance et donc le manque de connaissances nécessaires pour une expression plus précise de F . Une p-box peut aussi être construite à partir d'avis d'experts comme le propose [Curcuru et al., 2012].

1.2.3.3. Théorie des possibilités

La théorie des possibilités a été proposée par [Zadeh, 1978] après l'introduction des ensembles flous afin de manipuler des incertitudes de nature non probabiliste et de représenter des connaissances incomplètes, imprécises ou vagues. La *logique floue* introduite par [Zadeh, 1965] repose sur une représentation intuitive de l'incertitude autour d'un nombre ou d'un intervalle. Elle peut se voir comme une application de la logique habituelle à des catégories non précises.

En théorie des ensembles classiques, l'appartenance d'un élément à un sous-ensemble est Booléenne. Les sous-ensembles flous permettent en revanche de préciser le degré d'appartenance d'un élément aux sous-ensembles grâce à une fonction d'appartenance μ . Ils présentent également un intérêt linguistique dans l'expression des connaissances en permettant de facilement retranscrire une connaissance du type « environ égal à ».

Deux représentations sont généralement utilisées pour représenter un nombre flou :

1. Une incertitude sur une valeur est généralement représentée par un nombre flou dit *triangulaire* (également appelé nombre flou L-R pour « Left-Right »). Par exemple, la valeur d'une variable X est connue approximativement comme étant environ égale à une valeur modale m (valeur la plus plausible) avec pour extrêmes les valeurs a et b (à gauche sur la Figure 2-5). Ce nombre est noté $\langle m,a,b \rangle$.
2. Une incertitude sur un intervalle est généralement représentée par un nombre flou dit *trapézoïdal*. Par exemple, si une variable X est connue approximativement comme appartenant à un intervalle $[b,c]$ dont les bornes sont incertaines et pouvant donner un intervalle $[a,d]$ (à droite sur la Figure 2-5). Ce nombre flou est noté $\langle a,b,c,d \rangle$.

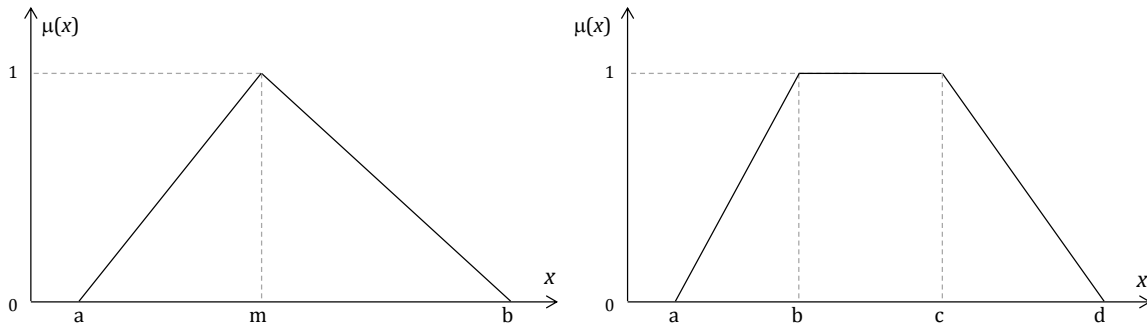


Figure 2-5. Représentation de nombres flous triangulaires et trapézoïdaux

Notons que le choix d'un nombre flou triangulaire est pertinent pour la modélisation d'une ignorance lorsque nous ne possédons pas d'autre connaissance qu'un support et une valeur modale. En effet, [Dubois et al., 2004] montrent qu'un nombre flou triangulaire symétrique représente une famille de densités de probabilités bornées par des lois uniformes inférieures et supérieures. Il joue ainsi le rôle de la distribution uniforme dans le cadre probabiliste. Notons cependant que le choix d'un nombre flou triangulaire pour modéliser une ignorance apporte cependant beaucoup moins de connaissance qu'une loi uniforme dans le cas probabiliste puisqu'il représente une famille de densités et non une distribution unique.

Sur la base des travaux de [Zadeh, 1978], la théorie des possibilités a été développée par Dubois et Prade à partir de 1985 [Dubois et Prade, 1985] [Dubois et Prade, 1988]. C'est un cadre de modélisation récent puisqu'il a été introduit surtout depuis les années 80 même si il trouve ses racines dans les travaux de [Shackle, 1952]. Il s'agit ici de raisonner autour d'intervalles emboîtés en leur attribuant des *niveaux de confiance*.

Soit Ω_x l'ensemble des hypothèses possibles notées H_i^x . A chaque hypothèse est associée une mesure de *possibilité* Π définie dans l'intervalle $[0,1]$. Elle permet d'évaluer la possibilité que cette hypothèse soit vraie et est définie par :

$$\Pi(\{H_i^x\}) = \sup_{x \in H_i^x} \pi(x) \quad (2.16)$$

La mesure de possibilité est également caractérisée par deux règles (équations 2.17 et 2.18) matérialisant la nature fermée du monde des hypothèses et donc l'impossibilité de traiter la notion d'incomplétude. Ces deux règles traduisent le fait que l'occurrence d'une hypothèse H_i^x est tout à fait possible si sa mesure de possibilité est égale à 1 et impossible si elle est égale à 0.

1. $\Pi(\emptyset)=0$: il n'y a pas d'autre hypothèse possible que celles citées. (2.17)

2. $\Pi(\Omega_x)=1$: la valeur recherchée est obligatoirement dans l'ensemble Ω_x . (2.18)

Contrairement au cadre probabiliste, dans la théorie des possibilités, la connaissance de la mesure de possibilité $\Pi(H_i^x)$ n'entraîne pas de connaissance a priori sur son contraire. De fait, un évènement peut être complètement possible ainsi que son contraire. Par conséquent, afin de caractériser complètement l'incertain concernant l'occurrence d'une hypothèse H_i^x , une mesure de *nécessité* N est associée à la mesure de possibilité et permet d'évaluer la crédibilité de cette hypothèse, i.e. le niveau de certitude sur son occurrence.

Elle est la mesure duale de la possibilité et est définie dans l'intervalle [0,1] telle que :

$$N(\{H_i^x\}) = 1 - \Pi(\neg\{H_i^x\}) \quad \forall H_i^x \in \Omega_x \quad (2.19)$$

$$N(\{H_i^x\}) = \inf_{x \in H_i^x} (1 - \pi(x)) \quad \forall H_i^x \in \Omega_x \quad (2.20)$$

La mesure de nécessité répond à deux règles semblables à celles définies dans les équations 2.17 et 2.18 pour la mesure de possibilité et liées à la nature fermée de l'ensemble des possibles Ω_x :

1. $N(\emptyset)=0$: il n'y a pas d'autre hypothèse possible que celles citées. (2.21)

2. $N(\Omega_x)=1$: la valeur recherchée est obligatoirement dans l'ensemble Ω_x . (2.22)

Enfin, deux relations entre les mesures de possibilité Π et de nécessité N permettent de compléter le cadre possibiliste en indiquant que toute hypothèse au moins un peu certaine est tout à fait possible, et qu'il ne peut y avoir la moindre certitude sur une hypothèse qui n'est pas complètement possible :

$$N(\{H_i^x\}) > 0 \rightarrow \Pi(\{H_i^x\}) = 1 \text{ et } \Pi(\{H_i^x\}) < 1 \rightarrow N(\{H_i^x\}) = 0 \quad (2.23)$$

Finalement, grâce aux mesures de possibilité et de nécessité, il est possible de définir un encadrement de la valeur vraie de la probabilité d'occurrence d'une hypothèse H_i^x tel que :

$$N(\{H_i^x\}) \leq P(\{H_i^x\}) \leq \Pi(\{H_i^x\}) \quad (2.24)$$

La notion de *niveau de confiance*, spécifique à la théorie des possibilités, est caractérisée par la définition d'alpha-coupes au sein d'une distribution de possibilités (Figure 2-6). Une alpha-coupe de niveau α correspond à un intervalle tel que sa mesure de possibilité est égale à α . De fait, il est possible de définir un niveau de confiance noté n et tel que $n=1-\alpha$. Il existe deux alpha-coupes particulières : le support (aussi appelé 0-coupe) et le noyau (aussi appelé 1-coupe).

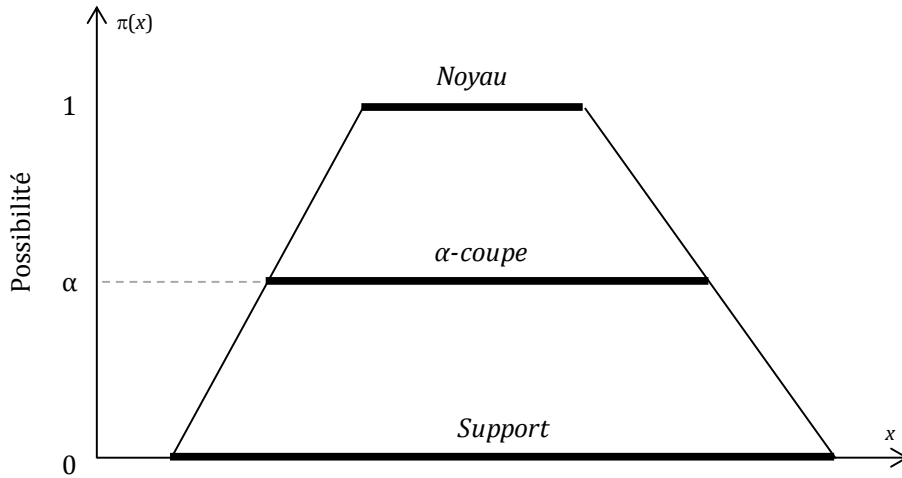


Figure 2-6. Représentation graphique d'une distribution de possibilités

Les règles d'arithmétique floue et le *principe d'extension de Zadeh* [Zadeh, 1965] permettent de réaliser des opérations arithmétiques classiques sur des sous-ensembles flous. Elles reposent sur une manipulation des alpha-coupes comme montré dans [Yager, 1986]. [Dubois et al., 2000b] rappellent à ce titre différentes règles pour le calcul possibiliste grâce à une extension du calcul d'intervalles à son extension pour des nombres flous.

Considérons trois nombres flous A , B et C . Pour l'utilisation des opérateurs élémentaires de l'arithmétique classique, [Mechri, 2011] rappelle différentes équations pour la manipulation d'alpha-coupes de niveau α . Elles reposent sur la transformation des équations 2.9, 2.10 et 2.11, proposées pour la manipulation d'intervalles, à la notion d'alpha-coupes :

$$A^\alpha = [\underline{A}^\alpha, \overline{A}^\alpha], B^\alpha = [\underline{B}^\alpha, \overline{B}^\alpha], C^\alpha = [\underline{C}^\alpha, \overline{C}^\alpha] \text{ sont des } \alpha\text{-coupes de } A, B \text{ et } C$$

$$C = A + B \Rightarrow [\underline{C}^\alpha, \overline{C}^\alpha] = [\underline{A}^\alpha + \underline{B}^\alpha, \overline{A}^\alpha + \overline{B}^\alpha] \quad (2.25)$$

$$C = A - B \Rightarrow [C^\alpha, \overline{C^\alpha}] = [A^\alpha - \overline{B^\alpha}, \overline{A^\alpha} - B^\alpha] \quad (2.26)$$

$$C = A.B \Rightarrow \begin{cases} C^\alpha = \min(A^\alpha.B^\alpha, \overline{A^\alpha}.\overline{B^\alpha}, \overline{A^\alpha}.B^\alpha, A^\alpha.\overline{B^\alpha}) \\ \overline{C^\alpha} = \max(A^\alpha.\overline{B^\alpha}, \overline{A^\alpha}.B^\alpha, \overline{A^\alpha}.\overline{B^\alpha}, A^\alpha.B^\alpha) \end{cases} \quad (2.27)$$

Ces équations reposent tout d'abord sur le fait que A et B sont *cognitivement dépendants*, i.e. issus d'une même source. Si A et B sont issues de deux sources différentes, il convient de réaliser l'opération sur l'ensemble des permutations possibles des alpha-coupes de A et B , i.e. le produit cartésien des alpha-coupes de A et B . Il s'agit ensuite de reconstruire le nombre flou résultant sur C . Les équations 2.25 à 2.27 reposent également sur deux autres conditions.

La première condition concerne le fait que les opérations réalisées sont monotones croissantes. Dans le cas de deux nombres flous A et B cognitivement dépendants et d'une monotonie décroissante de l'opérateur, le niveau α_C sur C est défini par $\alpha_C = 1 - \alpha_A = 1 - \alpha_B$ avec $\alpha_A = \alpha_B$. La seconde condition concerne le fait que les alpha-coupes décrivant les nombres flous et les distributions de possibilités sont incluses les unes dans les autres. Il s'agit de la propriété d'emboîtement des intervalles décrivant un nombre flou. La propriété de *monotonie de l'inclusion* d'un nombre flou A est définie telle que :

$$[A^{\alpha_i}, \overline{A^{\alpha_i}}] \subseteq [A^{\alpha_j}, \overline{A^{\alpha_j}}] \Rightarrow \alpha_i \geq \alpha_j \quad (2.28)$$

La Figure 2-7 illustre l'exemple de la somme de deux distributions de possibilités sur les variables A et B en réalisant le calcul sur l'ensemble de leurs alpha-coupes.

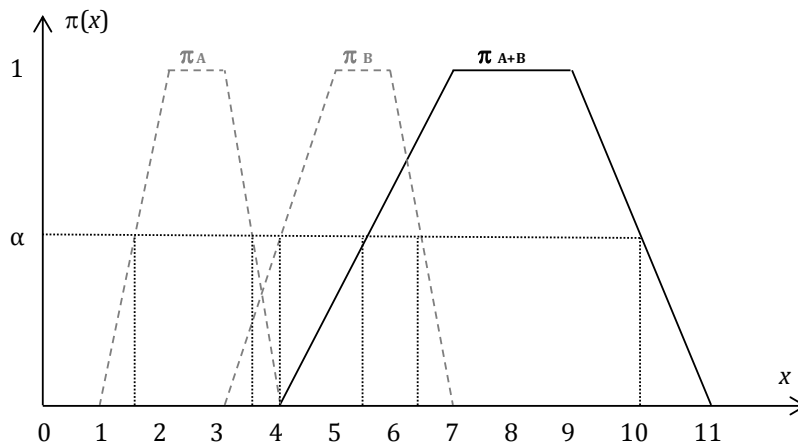


Figure 2-7. Illustration de la somme de deux distributions de possibilités

Pour résumer, le cadre possibiliste permet de raisonner à partir d'intervalles emboîtés en leur attribuant des degrés de confiance. Une distribution de possibilités peut ainsi être vue comme un ensemble d'intervalles emboîtés de valeurs d'une connaissance incertaine. A ces intervalles sont attribués des degrés de confiance (confiance attribuée aux appareils de mesure ou à la personne qui exprime sa connaissance). Elle permet la modélisation d'un intervalle enrichi d'information en permettant de donner des préférences au sein même de ce dernier. Ce cadre permet ainsi de traiter en même temps les notions d'incertain aléatoire et épistémique au sein du même modèle grâce à la modélisation de probabilités floues. Cependant, il ne permet pas de traiter le problème d'incomplétude comme nous l'avons précisé dans les équations 2.17 et 2.18.

1.2.3.4. Théorie de l'évidence

La théorie de l'évidence (également appelée théorie des fonctions de croyances ou théorie de Dempster-Shafer) à été initiée par [Dempster, 1967] dans ses travaux sur les bornes inférieures et supérieures de probabilités. Elle a été complétée par [Shafer, 1976] avec un formalisme mathématique plus abouti et la proposition de fonctions de croyance comme cadre général pour la représentation des incertitudes.

Vue parfois comme une généralisation de la théorie des probabilités, la théorie de l'évidence

propose une alternative au cadre probabiliste nécessitant des conditions moins restrictives sur la définition des mesures d'occurrence et de non occurrence d'un événement. En outre, elle repose sur une combinaison entre la théorie des ensembles et la théorie des probabilités.

Elle permet de prendre en compte à la fois les incertains aléatoires et épistémiques au sein d'un seul et même cadre de modélisation. Elle a de nombreuses interprétations comme celles de probabilités hautes et basses, le modèle de Hint de [Kholas et Monney, 1995] ou le modèle de croyance transférable de Smets [Smets, 1994].

Considérons une variable X dont les différentes hypothèses associées (exclusives et exhaustives) sont notées H_i^X . L'ensemble de ces hypothèses constitue le *cadre de discernement* Ω_X tel que :

$$\Omega_X = \{H_1^X, \dots, H_n^X\}$$

L'ensemble des singletons et disjonctions constituées par les hypothèses forme les le *power-set* 2^{Ω_X} , défini par l'une des deux écritures équivalentes suivantes :

$$A_i^X \in 2^{\Omega_X} \text{ avec } 2^{\Omega_X} = \{\emptyset, H_1^X, \dots, H_n^X, \{H_1^X, H_2^X\}, \dots, \{H_1^X, \dots, H_n^X\}\}$$

$$2^{\Omega_X} = \{\emptyset, A_1^X, \dots, A_n^X, A_{n+1}^X, \dots, A_{2^n-1}^X\} \text{ avec } A_q^X = \{H_q^X\} \forall q = 1, \dots, n \text{ et } A_{2^n-1}^X = \bigcup_{i=1}^n H_i^X$$

Les différents éléments de 2^{Ω_X} permettent de représenter l'ensemble des situations d'incertitudes possibles. Les éléments dont la masse associée est non nulle sont appelés les *ensembles focaux*²². En principe, les hypothèses sont exclusives et exhaustives : il s'agit du concept de *monde fermé* où tous les états possibles de X sont connus. Ceci n'est toutefois pas une contrainte puisqu'il est possible d'ajouter l'ensemble focal vide \emptyset afin de traiter un problème de complétude. La présence de l'ensemble focal vide permet de modéliser la non connaissance de certaines hypothèses (par exemple, en cas de conflit) et son absence le fait qu'elle ne satisfasse pas à la condition d'exhaustivité ou de traiter le problème de cohérence entre experts [Martin et al., 2008].

A l'instar de la théorie des probabilités, il existe une *fonction d'assignation* m définie telle que :

$$\sum_{A_i^X \in 2^{\Omega_X}} m(A_i^X) = 1 \text{ avec } m : 2^{\Omega_X} \rightarrow [0,1] \quad (2.29)$$

Cette fonction s'applique à la fois aux hypothèses et aux sous-ensembles (ou disjonctions) d'hypothèses. Cependant, contrairement au cadre probabiliste, une masse de croyance m affectée à un sous-ensemble ne se distribue pas de façon uniforme sur chacune des hypothèses le constituant.

Différents types de distributions de masses permettent d'exprimer de nombreux niveaux de connaissances tels que des certitudes, des imprécisions ou encore des ignorances partielles ou totales [Ramasso et al., 2008]. Il est ainsi possible de distinguer (Tableau 2-5):

- Les distributions normales : la distribution s'effectue en assignant une masse nulle à l'ensemble vide (dans le cas contraire, elle est dite sous-normale).
- Les distributions catégoriques : la distribution s'effectue en assignant une masse unitaire à un seul ensemble focal.
- Les distributions vides : la distribution s'effectue en assignant une masse unitaire à l'ensemble focal Ω_X (ignorance totale).
- Les distributions dogmatiques : la distribution s'effectue en assignant une masse nulle à l'ensemble focal Ω_X .
- Les distributions simples : la distribution s'effectue en assignant des masses uniquement sur deux ensembles focaux dont Ω_X .
- Les distributions Bayésiennes : la distribution s'effectue en assignant les masses sur des

²² Sous-ensembles sur lequel se focalise la source de connaissance.

ensembles focaux singletons (équivalent à une distribution de probabilités).

- Les distributions consonnantes : la distribution s'effectue en assignant les masses sur des ensembles focaux emboîtés (équivalent à la théorie des possibilités).
- Les distributions sans conflit interne : la distribution s'effectue en assignant les masses sur des ensembles focaux dont les intersections ne sont pas vides.

	\emptyset	$\{H_1^x\}$	$\{H_2^x\}$	$\{H_3^x\}$	$\{H_1^x, H_2^x\}$	$\{H_1^x, H_3^x\}$	$\{H_2^x, H_3^x\}$	Ω_x
Normale	0	0.15	0.1	0.2	0.15	0.25	0.05	0.1
Catégorique	0	0	1	0	0	0	0	0
Vide	0	0	0	0	0	0	0	1
Dogmatique	0.15	0.15	0.1	0.2	0.1	0.25	0.05	0
Simple	0	0	0.6	0	0	0	0	0.4
Bayésienne	0	0.5	0.2	0.3	0	0	0	0
Consonnante	0	0.2	0	0	0.5	0	0	0.3
Sans conflit interne	0	0	0	0.3	0	0.4	0.1	0.2

Tableau 2-5. Principaux types de distributions de masses selon [Ramasso, 2008]

Si, pour les probabilités, le principe d'indétermination de Laplace fonde la modélisation de l'ignorance par une distribution uniforme, dans la théorie de l'évidence c'est le principe d'engagement minimum qui formalise la modélisation de l'ignorance. Ce principe permet de relâcher l'axiome d'additivité du cadre probabiliste puisqu'il n'implique pas que la connaissance d'une hypothèse engendre la connaissance de son contraire. Il repose sur le fait que lorsque plusieurs distributions sont compatibles avec un ensemble de connaissances, la moins informative doit être choisie. En d'autres termes, il consiste à n'allouer une masse de croyance qu'aux sous-ensembles pour lesquels la source dispose de connaissances directes. La masse restante est affectée à l'ensemble qui engage le moins de connaissance, i.e. Ω_x . La notion d'ignorance totale est ainsi modélisée par $m(\Omega_x)=1$ (distribution vide) et l'ignorance partielle par l'assignation d'une masse non nulle à une ou plusieurs disjonctions d'hypothèses.

Dans sa formulation initiale, la théorie de l'évidence s'appuie sur deux mesures duales appelées mesure de *croyance* (notée « Bel ») et mesure de *plausibilité* (notée « Pls ») afin de caractériser l'incertain. La mesure de croyance caractérise le degré de crédibilité d'une hypothèse et la mesure de plausibilité caractérise la mesure de croyance qui ne contredit pas l'hypothèse. Ces deux mesures permettent de définir deux autres mesures complémentaires que sont le « doute » et l'« incrédisibilité » (Figure 2-8) :

1. Croyance : somme des masses des ensembles focaux A_j^x qui impliquent A_i^x

$$Bel(A_i^x) = \sum_{A_j^x | A_j^x \subseteq A_i^x} m(A_j^x) \tag{2.30}$$

2. Plausibilité : somme des masses des ensembles focaux A_j^x qui ne contredisent pas A_i^x

$$Pls(A_i^x) = \sum_{A_j^x | A_j^x \cap A_i^x \neq \emptyset} m(A_j^x) \tag{2.31}$$

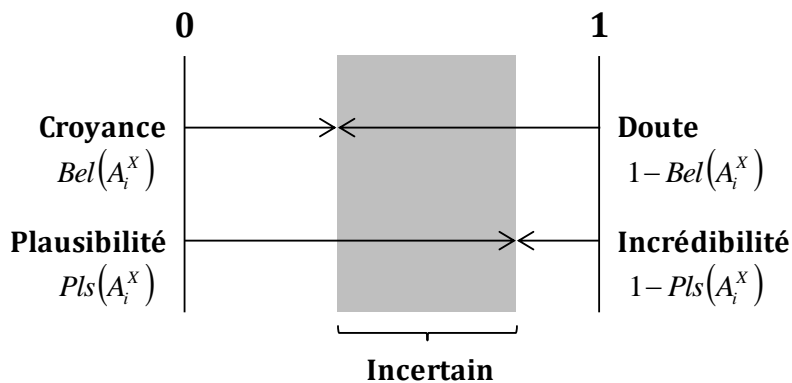


Figure 2-8. Mesures associées à la théorie de l'évidence

Les mesures de croyance et de plausibilité sont souvent considérées comme les bornes inférieure et supérieure de la probabilité à évaluer dans l'espace des possibles du cadre probabiliste (on parle de *niveau pignistique*). De fait, l'encadrement de la valeur vraie de l'occurrence d'un ensemble focal est alors défini par (égalité pour les singletons) :

$$\text{Bel}(A_i^x) \leq P(A_i^x) \leq \text{Pls}(A_i^x) \quad (2.32)$$

Pour résumer, la théorie de l'évidence rejoint la théorie des probabilités lorsque la connaissance est Bayésienne. Si la condition d'exclusivité des hypothèses est requise dans ce cadre, l'exhaustivité des hypothèses induite dans le cadre probabiliste n'est pas une contrainte, ce qui permet de traiter des conflits ou des incohérences dans les connaissances. De fait, la théorie de l'évidence permet de modéliser la notion d'incomplétude. Elle permet également de traiter de la connaissance imprécise en se basant sur les mesures de croyance et de plausibilité. Enfin, elle propose une modélisation plus cohérente des notions d'ignorances partielle ou totale.

1.2.4. Synthèse des différents cadres de modélisation

Le caractère généraliste de la théorie des probabilités imprécises lui permet d'englober les cadres alternatifs de modélisation de l'incertain présentés. Toutefois, le concept de probabilités imprécises est assez vague ce qui conduit aux différentes interprétations mises en évidence dans la présentation des cadres théoriques présentés.

Les différents cadres de modélisation se rejoignent sur la modélisation des phénomènes aléatoires mais offrent des possibilités différentes pour le traitement de l'incertain épistémique en posant des hypothèses initiales différentes. Les cadres extra-probabilistes permettent ainsi de modéliser de façon plus cohérente la connaissance disponible lorsqu'elle est exprimée sous forme d'un intervalle ou qu'elle est exprimée avec plus de précision qu'un intervalle mais moins de précision qu'une distribution de probabilités unique [Aven et Zio, 2011].

Des comparaisons entre les différents cadres de modélisation de l'incertain ont été proposées. Notre objectif n'est pas ici de déterminer quel cadre est le meilleur de façon générale mais d'identifier comment chacun d'eux permet de modéliser les différents types d'incertain en vue de choisir le cadre satisfaisant à nos besoins particuliers en termes de modélisation et de traitement de l'incertain dans l'AiDR. Ainsi, nous invitons à la lecture de [Wu et al., 1990], [Smets, 1998] ou encore [Dubois et al., 2000a] pour davantage d'éléments de comparaison.

1.2.4.1. Représentation de connaissances de natures différentes

Les cadres de modélisation extra-probabilistes présentés précédemment offrent des alternatives intéressantes pour représenter des imperfections sur les connaissances. Les différentes connaissances issues de la quantification des risques peuvent ainsi être traitées de façon cohérente grâce à l'utilisation des différents cadres de modélisation.

[Baudrit, 2005] propose une association entre différents types d'expressions des connaissances et les cadres les plus appropriés pour les modéliser parmi ceux présentés précédemment (Tableau 2-6) :

- La *théorie des probabilités* est bien adaptée à la représentation de variables pour lesquelles un échantillon conséquent de valeurs ou une loi sont disponibles.
- La *théorie des intervalles* est bien adaptée à la représentation de variables dont seules les bornes sont connues, sans autre connaissance de la variable entre ces deux bornes.
- La *modélisation par p-box* est bien adaptée à la représentation de distributions de probabilités dont les paramètres sont imprécis comme par exemple lorsque nous disposons d'un échantillon pauvre ou encore uniquement de la forme de la loi.
- La *théorie des possibilités* est bien adaptée à la représentation de familles de distributions de mode connu sous formes d'intervalles de confiance. En outre, son intérêt linguistique permet une modélisation aisée des connaissances de type « environ égal à ».
- La *théorie de l'évidence* est bien adaptée à des connaissances de types quantiles.

Connaissances	Représentation probabiliste classique	Représentation alternative
[min,max]	Loi Uniforme	Intervalle
[min,mode,max]	Loi Triangulaire	Possibilités
[min,moyenne,max]	Loi Bêta	P-box
[min,médian,max]	Loi Gamma tronquée	Fonctions de croyance
[min,moyenne,e-t,max]	Loi Bêta	Possibilités
[min,fractiles,max]	Loi Gamma tronquée	Fonctions de croyance
Echantillon conséquent	Fonction de répartition empirique	Fonction de répartition empirique
Echantillon pauvre	Test d'adéquation à des familles	P-box
Connaissance de la forme de la loi	Loi correspondante avec estimation des paramètres	P-box
Connaissance de la forme et intervalles sur les paramètres	Double Monte-Carlo	P-box

Tableau 2-6. Représentations cohérentes des connaissances selon [Baudrit, 2005]

Pour passer d'un cadre de modélisation à un autre, [Baudrit, 2005] rappelle quelques unes des principales transformations existantes entre les différents cadres de modélisation de l'incertain. Il souligne également le fait que la théorie de l'évidence dispose de nombreux liens avec les différents cadres présentés ici²³.

En premier lieu, la théorie des probabilités et la théorie des possibilités peuvent être vues comme des cas particuliers de la théorie de l'évidence. Ainsi, une distribution de masses permet de représenter une distribution de probabilités ou de possibilités :

- Une distribution de probabilité peut être traduite dans la théorie de l'évidence par une distribution de masses m uniquement sur les ensembles focaux singletons du power-set 2^Ω . De fait, les mesures de croyance, de plausibilité et de probabilité sont égales pour les ensembles focaux singletons.

Une représentation sous forme de distribution de possibilités Π peut être traduite dans la théorie de l'évidence. Pour cela, [Baudrit, 2005] préconise une approximation inférieure ou supérieure par une discrétisation de Π . Les alpha-coups correspondent ainsi à des ensembles focaux pour lesquels la masse associée correspond à la différence de deux niveaux α successifs (ensembles focaux emboîtés, i.e. masses consonantes).

La théorie des intervalles ainsi que la modélisation par p-box peuvent être rapprochées de la théorie de l'évidence sous certaines conditions :

- La transformation d'intervalles vers la théorie de l'évidence est facilitée lorsqu'il s'agit de variables binaires et que les informations sont cohérentes. Dans ce cas, la contrainte d'additivité permet de définir une distributions de masses sur les deux hypothèses et sur leur disjonctions. Notons que la transformation est plus difficile pour des variables non binaires ou que les informations sont non cohérentes [Denoeux, 2012]. Cependant, les analyses de risques amènent à être très souvent en présence de telles variables.
- Dans le cas de la transformation entre des p-box et la théorie de l'évidence, [Baudrit, 2005] rappelle les liens existants entre les fonctions de répartition basses et hautes et les fonctions de croyance et de plausibilité, initialement proposés par [Ferson et al., 2003]. Il précise également qu'il n'existe pas une manière unique d'exprimer une p-box au moyen de fonctions de croyances.

[Baudrit, 2005] souligne néanmoins le fait que ces transformations sont plus ou moins conservatives selon les cas. Par exemple, plus la discrétisation d'une distribution de possibilités sera fine et plus la distribution de masses associée se rapprochera de celle-ci. De même, lorsque les quantifications par intervalles ne portent pas sur des variables binaires ou ne sont pas cohérentes (par exemple, la contrainte d'additivité n'est pas respectée), leur transformation dans la théorie de l'évidence ne permet pas de conserver la connaissance initiale [Denoeux, 2012].

²³ Nous présenterons plus en détails les liens entre la théorie de l'évidence et les autres cadres de modélisation de l'incertain dans le chapitre suivant.

1.2.4.2. Représentation d'incertain de types différents

Il est également possible de synthétiser l'apport de chaque cadre en fonction de l'incertain associé aux connaissances. Les cadres de modélisation probabilistes et extra-probabilistes se rejoignent pour la modélisation de l'incertain aléatoire mais offrent des possibilités différentes pour la modélisation de l'incertain épistémique. En effet, les cadres extra-probabilistes proposent des conditions moins restrictives pour la définition de l'occurrence et de la non occurrence d'un événement en proposant des relaxations de l'axiome d'additivité du cadre probabiliste qui permettent ainsi l'utilisation de mesures non additives. La flexibilité des différents cadres pour la modélisation de l'incertain réside notamment sur la possibilité de pouvoir exprimer les connaissances et les incertains associés en s'appuyant sur des ensembles focaux plus ou moins liés (Figure 2-9).

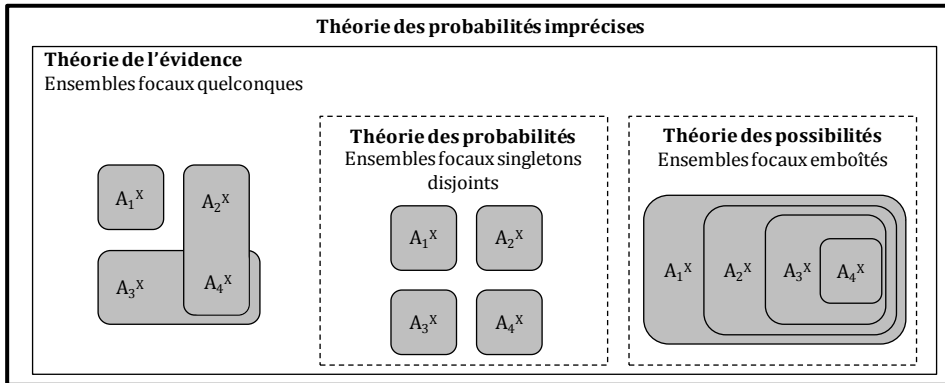


Figure 2-9. Liens entre les ensembles focaux selon le cadre de modélisation

Dans le cas d'événements aléatoires, les différentes mesures associées aux cadres extra-probabilistes sont égales à la mesure de probabilité $p(H_i^x)$. (Tableau 2-7).

Cadre de modélisation	Représentation de l'incertain aléatoire
Théorie des intervalles	$\underline{P}(\{H_i^x\}) = \bar{P}(\{H_i^x\}) = P(\{H_i^x\})$
Modélisation par p-box	$\underline{P}(\{H_i^x\}) = \bar{P}(\{H_i^x\}) = P(\{H_i^x\})$
Théorie des possibilités	$\Pi(\{H_i^x\}) = N(\{H_i^x\}) = P(\{H_i^x\})$
Théorie de l'évidence	$m(\{H_i^x\}) = \text{Bel}(\{H_i^x\}) = \text{Pls}(\{H_i^x\}) = P(\{H_i^x\})$

Tableau 2-7. Modélisations extra-probabilistes de l'incertain aléatoire

Les différents cadres extra-probabilistes présentent cependant des différences dans la façon de représenter l'incertain épistémique. Ainsi, le Tableau 2-8 propose une synthèse des possibilités de modélisation des notions associées à l'incertain épistémique selon le cadre de modélisation. Nous rappelons néanmoins que, bien que possible, la modélisation de certaines notions dans certains cadres fait appel à des hypothèses discutables (par exemple l'ignorance dans le cadre probabiliste).

Cadre de modélisation	Incertain épistémique			
	Incomplétude	Imprécision	Ignorance partielle	Ignorance totale
Théorie des probabilités			✓	✓
Probabilités imprécises		✓	✓	✓
Théorie des intervalles		✓	✓	✓
Modélisation par p-box		✓	✓	✓
Théorie des possibilités		✓	✓	✓
Théorie de l'évidence	✓	✓	✓	✓

Tableau 2-8. Modélisation de l'incertain épistémique selon le cadre

- L'incomplétude n'est modélisable que dans le cadre de la théorie de l'évidence en assignant une masse non nulle à l'ensemble focal vide \emptyset . Par définition, elle ne peut pas être modélisée dans le cadre probabiliste puisque les hypothèses y sont exhaustives.

- *L'imprécision* peut être modélisée dans l'ensemble des cadres extra-probabilistes. Dans la théorie des intervalles elle est modélisée par un intervalle dont la taille caractérise l'imprécision. Dans la modélisation par p-box, elle est modélisée par une p-box dont la différence entre les distributions basse et haute modélise l'imprécision. Dans la théorie des possibilités, elle est modélisée par un nombre flou dont le support est fonction de l'imprécision. Enfin, dans la théorie de l'évidence elle est modélisée par l'existence d'au moins une masse non nulle sur une disjonction d'hypothèses.
- *L'ignorance partielle* peut être modélisée dans le cadre probabiliste en définissant une distribution uniforme sur un ensemble d'hypothèses. Dans la théorie des intervalles, elle peut être définie par un intervalle $[0,1]$ sur certaines hypothèses en considérant l'ignorance partielle comme un cas particulier d'imprécision. Dans la théorie des possibilités, elle est modélisée par une possibilité de 1 sur les éléments concernés par l'ignorance. Enfin, dans la théorie de l'évidence elle est modélisée par la présence d'au moins une masse non nulle sur une disjonction d'hypothèses.
- *L'ignorance totale* peut être modélisée dans le cadre probabiliste en définissant une distribution uniforme sur l'ensemble des hypothèses. Dans la théorie des intervalles, elle peut être définie par un intervalle $[0,1]$ sur l'ensemble des hypothèses en considérant l'ignorance totale comme un cas particulier d'imprécision. Dans la théorie des possibilités, elle est modélisée en considérant que tout est possible. En d'autres termes, la mesure de possibilité de chaque hypothèse est égale à 1. Enfin, dans la théorie de l'évidence elle est modélisée par une masse égale à 1 sur Ω_x .

Pour résumer, plusieurs cadres de modélisation sont aujourd'hui particulièrement reconnus pour modéliser et manipuler l'incertain. En premier lieu, le cadre probabiliste est classiquement employé dans la modélisation de phénomènes aléatoires (*cadre objectiviste*) mais aussi pour modéliser la croyance d'une source (*cadre subjectiviste*) qui est en outre le point de controverse cité dans la section 1.2.2. En second lieu, la théorie des intervalles appliquée aux probabilités [Moore, 1966] ou les théories extra-probabilistes comme la théorie des possibilités [Zadeh, 1978], la théorie de l'évidence [Dempster, 1967] [Shafer, 1976] constituent des ouvertures pour le traitement conjoint des deux formes d'incertain.

En conclusion, plutôt que d'alimenter la controverse visant à élire le meilleur cadre de modélisation, il est préférable d'apprécier la force de modélisation offerte par chacun d'eux. Les cadres extra-probabilistes sont complémentaires à la théorie des probabilités en proposant une modélisation plus cohérente de l'incertain épistémique. Afin de répondre à la problématique de la modélisation et du traitement de l'incertain dans le cas particulier des analyses de risques multidisciplinaires, il apparaît donc nécessaire de dépasser le cadre probabiliste en choisissant un cadre de modélisation plus à même de représenter les différentes connaissances pouvant être rencontrées durant la phase d'identification des risques.

2. Le traitement de l'incertain dans les analyses de risques

Cette seconde partie nous amène à particulariser le traitement de connaissances incertaines au cas des analyses de risques. Ainsi, après avoir identifié les deux principales sources de connaissances que sont le retour d'expérience statistique et les avis d'experts, nous confortons la présence d'incertains aléatoire et épistémique dans ces sources. Nous identifions ensuite les enjeux associés au traitement de l'incertain sur les différentes phases de l'appréciation des risques. De ces enjeux, nous identifions différents verrous en termes d'identification, d'analyse et d'évaluation des risques. Enfin, nous argumentons l'importance du choix du cadre de modélisation dans la problématique de modélisation et de traitement de l'incertain ainsi que son influence sur les enjeux précédemment identifiés.

2.1. Les connaissances et l'incertain en analyse de risques

Les connaissances liées à l'identification des risques sont principalement issues de deux sources : le *retour d'expérience statistique* et les *avis d'experts* [De Rocquigny, 2006].

2.1.1. Les connaissances issues du retour d'expérience

Le retour d'expérience peut être quantitatif (relevés, mesures, etc.) ou qualitatif (description de faits passés). Par rapport au contexte de nos travaux, nous nous focalisons ici sur le retour d'expérience statistique, i.e. pour lequel nous disposons de données quantitatives de qualité et en nombre suffisant pour nous permettre de construire des distributions statistiques cohérentes sur la base de ces données ou d'estimer les paramètres de ces distributions.

[Hadj Mabrouk et Hamdaoui, 2008] décrivent le retour d'expérience comme un ensemble d'étapes comprenant (Figure 2-10) :

1. La *collecte* qui consiste à recueillir les données issues de l'occurrence d'un événement (par exemple, la défaillance d'un système).
2. L'*analyse* qui vise à comprendre, si besoin, les conditions d'arrivée d'un événement (notamment au niveau de défaillances techniques).
3. Le *stockage* qui permet de mémoriser les données collectées et analysées dans une base de données.
4. L'*exploitation* qui concerne l'utilisation et l'interprétation des différentes données afin de les exploiter dans l'analyse de risques.

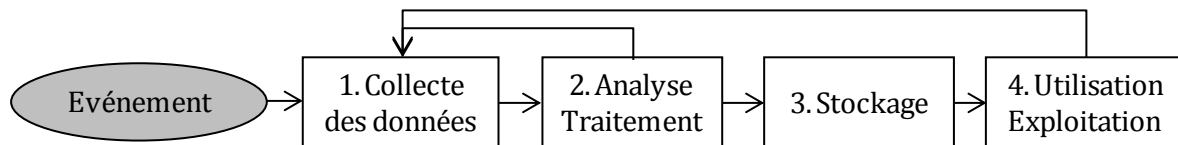


Figure 2-10. Déroulement du retour d'expérience selon [Hadj Mabrouk et Hamdaoui, 2008]

L'utilisation du retour d'expérience statistique pour la quantification des risques repose principalement sur l'étape d'exploitation des données issues du retour d'expérience. Dans les analyses de risques, le retour d'expérience statistique est traditionnellement utilisé pour les variables pour lesquelles des connaissances quantifiées sont disponibles. Il s'agit principalement de la quantification des risques d'origine technique ou environnementale comme des instants de défaillances, des relevés de températures ou encore des relevés de débits d'un cours d'eau pour lesquelles des données historiques sont disponibles.

Lorsque les données de retours d'expérience sont insuffisantes (en termes de quantité ou de qualité) voir inexistantes, elles ne permettent pas d'effectuer une estimation statistique précise et/ou cohérente des éléments considérés [Muffat, 2005]. Dans ce cas, une seconde source de connaissances est utilisée : les avis d'experts.

2.1.2. Les connaissances issues des avis d'experts

Un *expert* est une personne qui a une forte connaissance d'un domaine particulier. Il est reconnu comme étant qualifié pour répondre à des questions par ses pairs ou les personnes menant l'analyse [Meyer et Booker, 1993]. Les *avis d'experts* correspondent à une représentation instantanée de la connaissance de l'expert en réponse à une question [Meyer et Booker, 1993]. Cette représentation est instantanée car elle peut changer lorsque les experts obtiennent de nouvelles informations.

Les experts sont ainsi définis comme les personnes qui détiennent le savoir et sont considérés comme une source de données aussi bien quantitatives que qualitatives. En effet, les réponses des experts peuvent être exprimées sous différentes formes quantitatives dont l'estimation d'une quantité physique, l'estimation d'une probabilité, une distribution de probabilité, un ratio de chance, une échelle continue, une comparaison par paires ou encore un classement [Meyer et Booker, 1993] [Lannoy et Procaccia, 2001]. Elles peuvent également être exprimées sous forme qualitative puis être traduites, par une transformation ad hoc, sous forme quantitative pour leur utilisation dans l'analyse des risques (Figure 2-11).

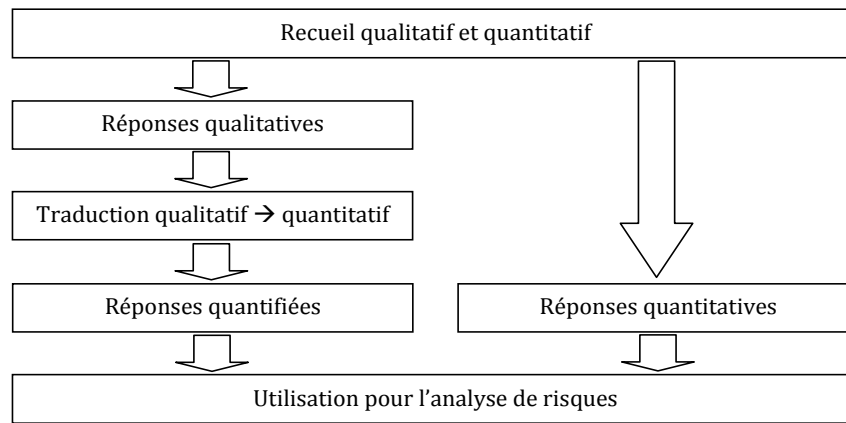


Figure 2-11. Utilisation des réponses qualitatives et quantitatives pour l'analyse de risques

Les avis d'experts sont généralement utilisés dans quatre cas [Meyer et Booker, 1993] :

1. Lorsque des connaissances historiques ou des observations ne sont pas disponibles.
2. Pour compléter des sources jugées non suffisantes, questionnables ou non utilisables.
3. Pour la quantification de phénomènes rares, non observables, complexes ou mal connus.
4. Pour l'intégration ou l'interprétation de données qualitatives ou quantitatives existantes.

Ainsi, outre leur utilisation dans les disciplines humaines et organisationnelles, les avis d'experts sont également utilisés pour la quantification des risques techniques et environnementaux dès lors que le retour d'expérience disponible n'est pas suffisant en quantité ou en qualité. De plus, bien que les jugements d'experts ne doivent pas être substitués à des connaissances issues du retour d'expérience statistique lorsque ces dernières sont disponibles, ils peuvent cependant apporter un complément de connaissance non négligeable. L'utilisation d'avis d'experts joue donc un rôle important dans les analyses de risques aux niveaux qualitatif et quantitatif.

Afin d'appréhender l'utilisation d'avis d'experts, différentes méthodologies ont été développées. [Bouzaïène et al., 2002] proposent un état de l'art des principales méthodes développées pour le recueil d'avis d'experts et mettent en exergue que ces méthodes se différencient principalement par : le degré d'interaction entre les experts, le nombre d'experts, le temps alloué pour recueillir les avis, le type de questionnement, le type de recueil ou encore le niveau de détail demandé. Ces approches, pour la plupart développées dans des domaines d'application spécifiques comme le nucléaire, se rejoignent toutes sur la structuration du processus à suivre lors du recours aux avis d'experts. Ainsi, l'utilisation d'avis d'experts repose sur un processus générique (Figure 2-12) allant de la sélection des experts à la modélisation de leurs estimations [Meyer et Booker, 1993] [Muffat, 2005] [Curt, 2010].

L'étape principale du processus (2.A. et 2.B.) est appelée *élicitation* et correspond au processus de recueil des jugements d'expert à travers des méthodes de communication verbale ou écrite spécialisées permettant de quantifier les risques. De fait, cette étape est primordiale afin d'assurer un recueil complet de ces avis. L'élicitation se caractérise principalement par sa forme dont les principales sont [Meyer et Booker, 1993] :

1. Entretiens individuels : entretien en face à face entre un analyste et l'expert qui permet un questionnement plus en profondeur en évitant l'influence d'autres experts.
2. Groupes interactifs : échanges collectifs dans un premier temps non structurés puis structurés pour que chaque expert puisse présenter ses idées.
3. Méthode DELPHI : élicitation individuelle anonyme avec itération possible jusqu'à un consensus (si recherché) qui évite la pression éventuelle d'autres experts [Brown, 1968].
4. Méthode MERMOS : interaction entre les participants via une présentation des quantifications individuelles et itérations possibles sur les quantifications individuelles fournies initialement [Le Bot et al., 1998].

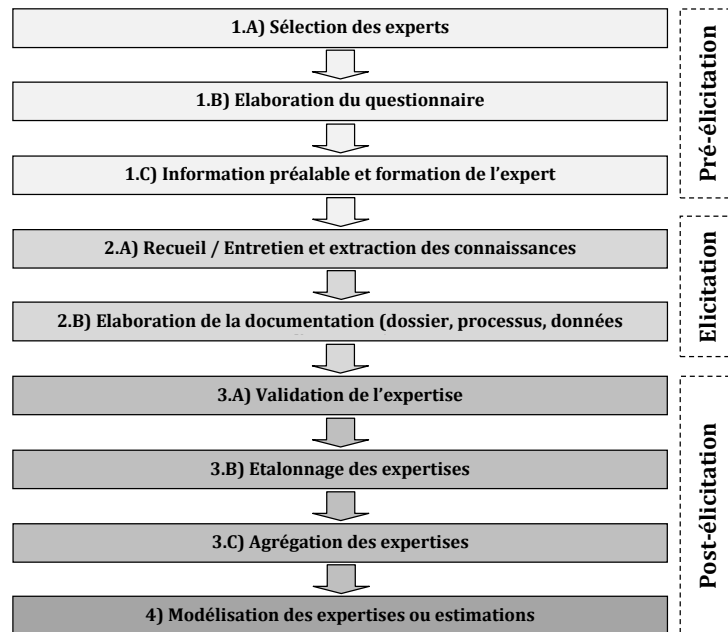


Figure 2-12. Processus générique d'utilisation d'avis d'experts selon [Muffat, 2005]

Les étapes de *pré-élicitation* (1) et de *post-élicitation* (3 et 4) sont également fondamentales dans le processus d'utilisation des avis d'experts afin d'une part de proposer des outils de collecte en adéquation avec les connaissances à collecter et, d'autre part, de retranscrire fidèlement les connaissances exprimées par les experts. Une mauvaise préparation de ces deux étapes peut en effet conduire à des différences significatives entre la connaissance détenue par l'expert et celle exprimée lors de la phase d'identification des risques ou bien celle modélisée pour l'analyse de risques [Meyer et Booker, 1993].

Finalement, si la quantification des risques par retour d'expérience statistique ne pose pas de réels problèmes puisqu'elle est effectuée lorsque les données sont disponibles en quantité suffisante [Verot, 2001], la collecte par avis d'experts est plus difficile à appréhender de par la diversité de leurs caractéristiques en termes de pré-élicitation, d'élicitation et de post-élicitation.

2.1.3. L'incertain associé aux différentes connaissances

Par conséquent, la quantification des risques dans les approches multidisciplinaires varie en fonction des disciplines et s'appuie principalement sur les distributions statistiques issues du retour d'expérience et les avis d'experts [Cooke, 1991]. Ces deux sources impliquent des connaissances dont les caractéristiques sont très différentes d'une discipline à une autre. De l'incertain émerge de la diversité des caractéristiques associées à ces connaissances.

2.1.3.1. La spécificité des biais dans les avis d'experts

Un des principaux défis dans l'utilisation des avis d'experts réside dans la possibilité d'expression fournie à l'expert et par l'interprétation qui en est faite. Les connaissances instantanées des experts sont invariables et la qualité de leur jugement dépend de la façon dont les avis sont recueillis et interprétés [Meyer et Booker, 1991]. En effet, il y a toujours une transformation qui peut engendrer une différence entre la connaissance détenue et la façon dont elle est restituée et exprimée [Bateson, 1979]. Ces différences s'expriment principalement par la présence de *biais* pouvant intervenir à différents moments du processus si des précautions ne sont pas prises [Kahneman et al., 1982].

Un biais peut être défini comme une altération du jugement par rapport à un point de référence. [Muffat, 2005] définit la notion de biais dans le recueil d'avis d'experts comme une source d'altération de l'expertise, comme un écart par rapport à la vraie valeur. En outre, [Muffat, 2005] distingue deux sources de biais : l'expert et l'analyste. L'expert est considéré comme source de biais lors de l'expression des connaissances. L'analyste est considéré comme une source de biais soit lors de la création des outils de collecte, lors du recueil ou de la traduction des avis.

Ces deux sources de biais permettent ainsi de distinguer quatre catégories principales [Muffat, 2005] ainsi que les principaux types de biais associés à ces catégories (Tableau 2-9) :

1. Les biais cognitifs : dus aux limites intellectuelles et plus généralement à la tendance à simplifier ou à effectuer des raccourcis lorsque le problème est trop complexe.
2. Les biais motivationnels : principalement induits par la position hiérarchique de l'expert ou son attente envers l'étude. L'expert ne reporte pas sa connaissance actuelle en raison de pressions hiérarchiques ou encore l'acceptabilité possible de ses réponses.
3. Les biais de l'analyste : interviennent notamment dans le choix des experts ou dans l'interprétation faite des réponses.
4. Les biais de techniques : dépendent généralement de la qualité des questionnaires et outils utilisés pour le recueil des avis.

Sources	Types de biais	Description
Biais cognitifs (de l'expert)	<i>Ancrage d'opinion</i>	Eléments de même nature servant de contexte à l'évaluation
	<i>Discrimination mémorielle</i>	Difficulté à se positionner si trop de notions sont abordées
	<i>Disponibilité</i>	Résultats dont on se souvient plus facilement (accidents graves, etc.)
	<i>Imagination</i>	Imagination d'un risque excessif et d'une fréquence élevée
	<i>Réalisation</i>	Surestimation d'un événement (rare ou non) déjà réalisé
	<i>Optimisme</i>	Sous-estimation de risques familiers Surestimation de risques « nouveaux »
	<i>Conservatisme</i>	Difficulté à réviser un jugement ou une opinion initiale
	<i>Cadrage</i>	Perception du résultat comme un gain ou une perte
Biais motivationnels (ou de situation)	<i>Expert</i>	Désir d'apparaître comme un véritable expert du domaine Confiance excessive → Sous-estimation de l'incertitude réelle
	<i>Effet de cobaye</i>	Pression sociale du groupe d'experts Effet de groupe sur l'individu interrogé
	<i>Effet d'acquiescement (Hawthorne)</i>	Pression sociale de l'analyste Changement (positif ou négatif) des réponses de l'expert
	<i>Pression ou Conflit d'intérêts</i>	Pression managériale Récompense espérée par l'expert selon ses réponses
Biais de l'analyste	<i>Pression de situation</i>	Optimisme ou pessimisme de l'expert Importance des enjeux
	<i>Effet de contraste</i>	Des différences peu importantes sont exagérées Des différences non repérées ne sont pas distinguées
Biais de techniques	<i>Biais de sélection</i>	Choix d'un expert du même avis que celui recherché
	<i>Erreur d'interprétation de la question</i>	Erreur d'interprétation de la question posée à l'expert
	<i>Erreur d'interprétation de la réponse</i>	Erreur d'interprétation de la réponse fournie par l'expert

Tableau 2-9. Principaux types de biais [Meyer et Booker, 1993]

Finalement, la présence de différents biais dans l'utilisation d'avis d'experts peut potentiellement dégrader la qualité des connaissances collectées. Leur multiplication peut fortement dégrader la connaissance et ainsi s'avérer être une source d'incertain non négligeable en vue de l'appréciation des risques. De fait, leur prise en considération est importante en vue des travaux que nous menons sur la problématique d'incertain dans les analyses de risques.

2.1.3.2. L'incertain associé aux connaissances

Finalement, les deux sources de connaissances identifiées précédemment peuvent être positionnées par rapport aux deux incertains présentés au début de ce chapitre (Tableau 2-4).

Les connaissances issues d'un retour d'expérience statistique quantitatif sont principalement sources d'incertain aléatoire puisqu'elles sont généralement utilisées pour quantifier des quantités observables caractérisant la variabilité naturelle de phénomènes physiques dans la partie technique du système (instants de défaillance, etc.) et dans la partie environnementale (débits, températures, etc.) [Dubois, 2010]. De fait, l'incertain associé au retour d'expérience est considéré comme irréductible. Notons cependant que de l'incertain épistémique peut être rencontré si les paramètres des distributions sont imprécis (faible quantité de données, erreur d'observations, etc.).

Les avis d'experts font apparaître de l'incertain épistémique puisqu'ils sont utilisés lorsqu'il y a un manque de connaissances ou une connaissance imparfaite sur les éléments à quantifier. De plus, ils sont souvent liés à des quantités non mesurables comme par exemple dans les composantes humaines et organisationnelles de l'analyse. Le fait que de nouvelles connaissances permettent de revoir la quantification rend réductible l'incertain associé aux avis d'experts.

[Der Kiureghian et Ditvelsen, 2009] soulignent néanmoins la difficulté de classer les incertitudes selon la personne qui mène l'étude. Cette difficulté constitue un problème de contingence²⁴ dû à un manque de données. Par exemple, l'incertitude sur la propriété d'un composant peut être perçue pour certains comme une variabilité naturelle du composant (i.e. de l'incertain aléatoire) et pour d'autre, en faisant l'hypothèse qu'avec plus de données la précision de la valeur de la propriété peut être améliorée, elle est perçue comme de l'incertain épistémique.

En résumé, la diversité des caractéristiques associées aux connaissances utilisées dans une analyse de risques multidisciplinaire, nous amène à être confronté à la fois à de l'incertain aléatoire et à de l'incertain épistémique compte tenu de la diversité des disciplines prises en considération. Cet incertain affecte aussi bien le modèle de risques que ses paramètres. La présence d'incertain pose alors des difficultés aux analystes pour proposer un modèle de risques correctement défini, à un niveau de détails convenable et avec les bonnes valeurs de paramètres.

Cependant, le traitement conjoint des incertains aléatoires et épistémiques n'est pas trivial et demande certaines précautions en termes de modélisation et de traitement.

2.1.4. L'importance de la modélisation et du traitement de l'incertain

Les analyses de risques sont toujours au mieux une approximation de la réalité puisqu'elles sont basées sur des modèles à la fois *partiels* et *partiaux* [Parry, 1996]. Partiels, car il y a des limites à la capacité à modéliser un objet d'autant plus qu'il est complexe. Partiaux, car il y a toujours un choix des éléments à modéliser en fonction du but précis de l'étude.

Cependant, ces modèles doivent fournir des résultats à la fois réalistes et exploitables pour les décideurs [Zio, 2009]. Le traitement de l'incertain est ainsi considéré comme étant primordial pour la phase de prise de décision d'une appréciation des risques [Aven, 2010] [Aven et Zio, 2011].

Dans le domaine de la sûreté nucléaire propre à cette thèse, comme dans de nombreux autres domaines, il est très généralement nécessaire d'associer un *indicateur de confiance* à une valeur de risque [Drouin et al., 2007].

Bien que la problématique de modélisation, de traitement et d'analyse de l'incertain dans les analyses de risques n'ait pas toujours fait l'objet d'une attention particulière (notamment pour son coût de traitement [Paté-Cornell, 1996]), elle est aujourd'hui fondamentale dans les études de systèmes à hautes conséquences tels que ceux auxquels s'appliquent les approches multidisciplinaires d'analyses de risques.

Pour [Wagner, 2003], la complexité de plus en plus croissante des systèmes actuels et le mélange de différentes disciplines d'étude dans des analyses de risques, auparavant disciplinaires, entraîne la multiplication et la diversification des sources d'incertain et justifie en partie ce regain de considération. En outre, cette nécessité est renforcée à la fois au regard des obligations réglementaires qui se multiplient et pèsent sur les industriels et de la multiplication des enjeux (environnementaux, économiques ou encore sociétaux) qui conduisent l'industriel à rechercher la maîtrise des incertitudes [De Rocquigny, 2006]. Plusieurs travaux confirment la nécessité de s'attacher à prendre en compte la nature des incertitudes et la façon de les traiter :

- L'ACRS (Advisory Committee on Reactor Safeguards) explique que le traitement des incertitudes doit comprendre des analyses des incertitudes paramétriques et des études de sensibilités pour identifier et quantifier les incertitudes épistémiques les plus importantes [ACRS, 2003].

²⁴ Possibilité ou éventualité qu'une chose arrive ou n'arrive pas.

- La NRC (Nuclear Regulatory Commission) spécifie que les résultats de base d'une évaluation probabiliste des risques sont de savoir quelles sont les sources d'incertain et d'en évaluer leur impact potentiel [NRC, 2007].
- La norme ISO 31000 relative au management des risques préconise différents principes afin que ce dernier soit efficace dont le fait qu'il doit traiter explicitement la problématique d'incertitude [ISO, 2010].

Preuve de l'intérêt porté ces dernières années sur le traitement de l'incertain dans les analyses de risques, de nombreux travaux ont été effectués sur ce sujet dans des secteurs d'activités divers et variés comme, par exemple, la gestion de déchets [Hora, 1996], le secteur nucléaire [Franck, 1999], le secteur pétrolier [Corre, 2003], le traitement de l'information [Vannoorenberghe et al., 2003], le transport maritime [Trucco et al., 2008], les séismes [Veneziano et al., 2009] ou bien les applications d'ingénierie [Limbourg, 2008] [Le Duy, 2011],

[Paté-Cornell, 1996] distinguent six niveaux de traitement de l'incertain (Tableau 2-10) allant de l'identification d'un danger (niveau 0) à des familles de courbes de risque (niveau 5) en passant par les fonctions de densité de probabilités employées classiquement (niveau 4). Ces niveaux dépendent des résultats attendus en termes d'appréciation des risques.

Niveau	Description
0	Simple détection d'un danger potentiel sans évaluer le risque de façon quantitative.
1	Identification du « pire cas » sans notion de probabilité.
2	Limites supérieures pour une évaluation des pires conditions possibles auxquelles on peut s'attendre.
3	Meilleure évaluation ou une valeur centrale.
4	Distribution de probabilités sur l'état du système basée sur les meilleures évaluations des paramètres. (le modèle implique seulement des incertitudes aléatoires).
5	Représentation de l'incertitude par une famille de courbes.

Tableau 2-10. Niveaux d'incertain selon [Paté-Cornell, 1996]

De façon plus générale, une étude d'incertitude vise à déterminer l'incertain sur les variables d'intérêt en fonction de l'incertain sur les variables d'entrée du modèle [Helton, 1994]. Ainsi, [De Rocquigny, 2006] propose une modélisation du problème de traitement de l'incertain (Figure 2-13) dans laquelle il considère un objet physico-industriel soumis à des sources d'incertitudes et ayant des enjeux à estimer sous certains critères comme la hiérarchisation, l'optimisation, ou encore la validation.

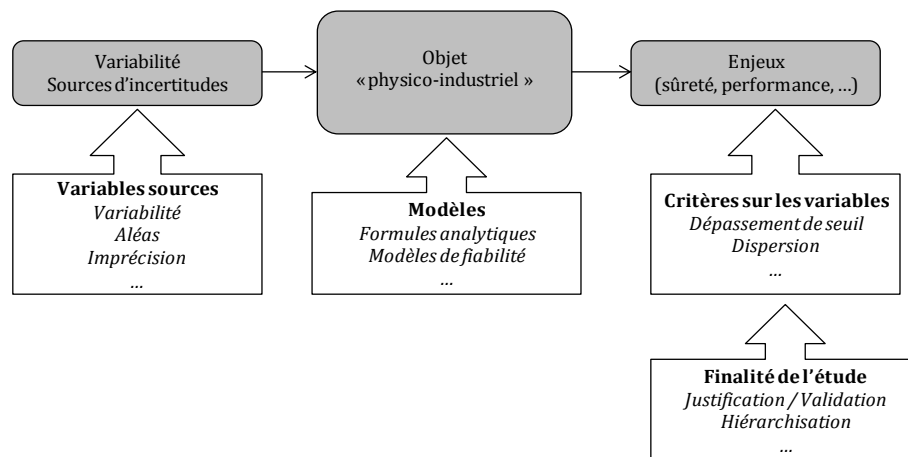


Figure 2-13. Modélisation du problème de traitement des incertitudes selon [De Rocquigny, 2006]

Le traitement des incertitudes est généralement réalisé au travers d'un processus en quatre étapes [De Rocquigny, 2006]. Ces étapes peuvent être rapprochées des phases d'identification, d'analyse, et d'évaluation des risques définies dans [ISO, 2010] :

1. Etape 1 : modélisation des incertitudes sur les paramètres du modèle de risques en fonction des connaissances recueillies (phase identification) ;
2. Etape 2 : propagation des incertitudes au sein du modèle de risques afin d'obtenir une évaluation des variables d'intérêt (phase d'analyse) ;

3. Etape 3 : analyse de sensibilité afin d'identifier les variables du modèle contribuant le plus à l'incertain sur les variables d'intérêt (phase d'évaluation);
4. Etape 4 : prise de décision en comparant les valeurs obtenues avec les critères définis pour les variables d'intérêt (phase d'évaluation).

La problématique de la modélisation et du traitement de l'incertain concerne donc l'ensemble du processus d'appréciation des risques. Même si l'importance du traitement de l'incertain dans les analyses de risques est aujourd'hui reconnue, il n'en demeure pas moins que certaines limites existent encore.

2.2. L'incertain dans les phases de l'appréciation des risques

Nous mettons dans un premier temps en relation les différents cadres présentés dans la section 1.2 avec les expressions des connaissances pouvant être rencontrées lors de l'identification des risques par retour d'expérience statistique ou après utilisation d'avis d'experts pour l'identification des risques (étape 1). Ensuite, nous nous intéressons à la fusion des différentes connaissances afin de mener l'analyse de risques (étape 2). Puis nous identifions les enjeux liés à la phase d'évaluation des risques et de prise de décision en univers incertain (étapes 3 et 4). Enfin, nous proposons une synthèse identifiant les principales problématiques liées à la modélisation et au traitement de l'incertain dans les analyses de risques.

2.2.1. Identification des risques en présence d'incertain

La première phase du processus de traitement des incertitudes proposé dans [De Rocquigny, 2006] concerne la modélisation des incertitudes sur les paramètres du modèle de risques en fonction des connaissances recueillies (phase identification). Comme nous l'avons vu précédemment, l'identification des risques s'appuie principalement sur le retour d'expérience et les avis d'experts. L'expression des connaissances issues de ces deux sources peut potentiellement être effectuée grâce aux différents cadres de modélisation présentés précédemment.

2.2.1.1. L'exploitation du retour d'expérience statistique

La modélisation du retour d'expérience statistique est généralement réalisée grâce au cadre probabiliste. Il est classiquement utilisé dans les analyses de risques pour la modélisation de l'incertain aléatoire comme pour les connaissances techniques et environnementales. Ainsi, des taux de défaillances, des débits de cours d'eau ou des températures sont souvent modélisés par des *distributions de probabilités* classiques (Figure 2-14).

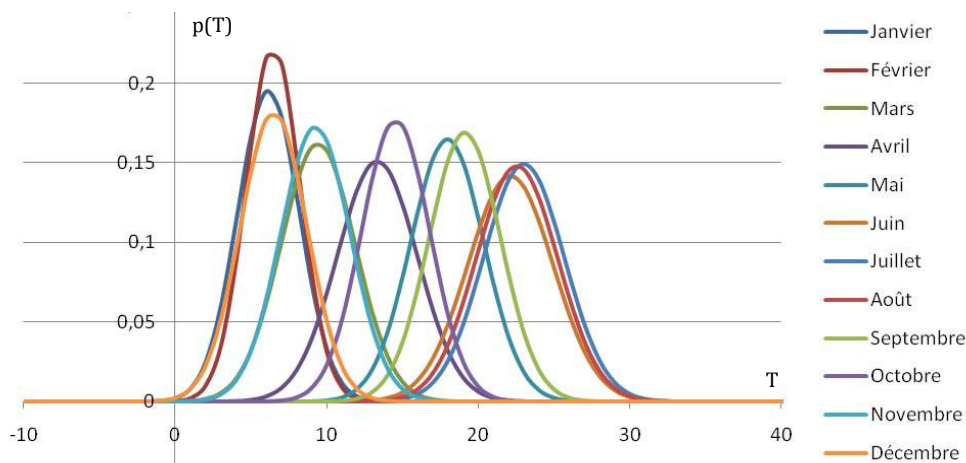


Figure 2-14. Exemple de distributions de probabilités pour la caractérisation de températures

La modélisation par *p-box* est aussi utilisée pour modéliser les connaissances issues du retour d'expérience lorsque la forme de la distribution de probabilités est connue mais où ses paramètres comme la moyenne et l'écart-type sont connus de façon imprécise (incertain épistémique).

Cela peut notamment être le cas lorsque le retour d'expérience n'est pas suffisamment précis ou lorsque l'on considère des projections comme le changement climatique [Duval et al., 2012b]. Il est alors possible d'encadrer la distribution de probabilités cumulées vraie par deux distributions extrêmes, formant une enveloppe contenant la distribution vraie (Figure 2-15).

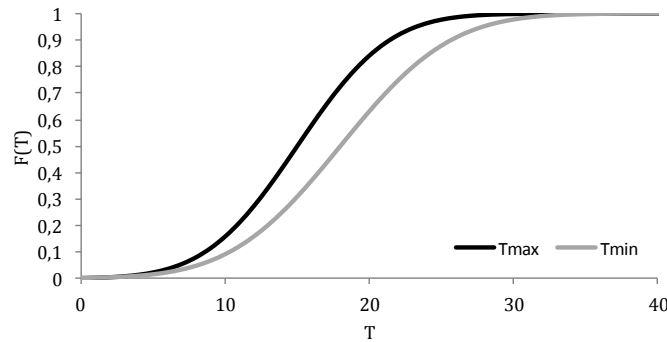


Figure 2-15. Modélisation par une p-box d'une température mal connue

2.2.1.2. L'utilisation des avis d'experts

Les avis d'experts font généralement appel à des expressions sous la forme de valeurs scalaires, de probabilités, de p-box, de possibilités, d'intervalles ou bien encore de croyances.

Dans le cas d'expressions sous forme de *distributions de probabilités* ou de *p-box*, le raisonnement est le même que pour celui concernant la modélisation du retour d'expérience. L'expert fournit ainsi une distribution avec ses paramètres précis ou non. Notons cependant que les experts sont souvent réticents à une quantification directe via une valeur de probabilité. En effet, ils ont souvent du mal à donner une valeur précise et ce type de réponse peut demander beaucoup de temps afin que la quantification soit faite correctement [Meyer et Booker, 1993]. Ils préféreront exprimer leur connaissance sous une autre forme. Il est également possible de construire des p-box lorsque les experts donnent des intervalles avec un degré de confiance [Ferson et al., 2003].

Les experts peuvent également exprimer leur connaissance sous forme d'un *intervalle*. En effet, si l'expert fournit uniquement les bornes d'un intervalle, l'expression de sa connaissance peut alors être modélisée par l'utilisation de la théorie des intervalles. Ainsi, un expert peut allouer un intervalle de mesure sur un paramètre du modèle de risques en assurant que la valeur réelle est dans l'intervalle fourni.

L'expression sous forme de *distributions de possibilités* est notamment utilisée pour deux expressions particulières : une incertitude sur un intervalle ou une incertitude sur une valeur scalaire.

Considérons une expression d'un expert effectuée de la façon suivante : « Je suis certain que la valeur recherchée est comprise dans l'intervalle $[a,b]$, sûr à $(1-x)$ % qu'elle est dans l'intervalle $[c,d]$ et sûr à $(1-y)$ % qu'elle est dans l'intervalle $[e,f]$ ». La représentation de cette expression peut être facilement représentée par une distribution de possibilité telle que présentée à gauche dans la Figure 2-16. De même, si l'expert n'exprime que l'intervalle $[a,b]$ dans lequel il est certain de trouver la valeur recherchée et donne une valeur modale égale à m , sa connaissance peut être représentée grâce à la distribution de possibilité présentée à droite dans la Figure 2-16.

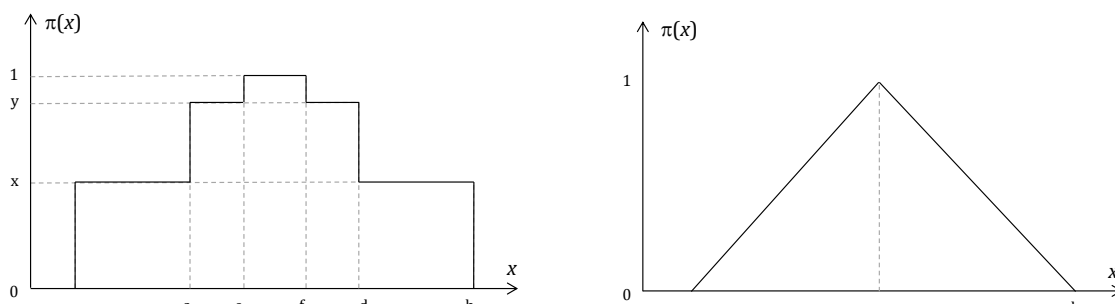


Figure 2-16. Distributions de possibilités correspondant à une quantification par avis d'expert

Enfin, les experts peuvent s'exprimer sous la forme de *croyances*. L'expert peut ainsi exprimer sa connaissance à la fois sur les hypothèses et sur les disjonctions d'hypothèses. Par exemple, pour une ignorance totale, l'expert peut attribuer une masse focale de 1 sur l'ensemble focal contenant toutes les hypothèses (Ω_x). Dans le cas d'une ignorance partielle, il peut exprimer sa connaissance sur différents ensembles focaux. Prenons l'exemple d'un matériel ayant deux états de défaillances possibles : HS1 et HS2. Un expert peut exprimer (Tableau 2-11) :

- Une incertitude sur la défaillance du composant en assignant une distribution de masses sur les singletons {OK}, {HS1} et {HS2}.
- Une ignorance partielle. Par exemple, si il sait que, dans une situation donnée, le matériel est défaillant mais sans pouvoir distinguer les deux défaillances, l'expert peut assigner sur une ou plusieurs des disjonctions d'hypothèses singletons.
- Une ignorance totale sur l'état dans lequel se trouve le matériel en assignant une masse unitaire sur {OK,HS1,HS2}.
- Ce type de modélisation peut aussi être utilisé lorsque les données du retour d'expérience sont incomplètes (l'état du matériel n'a pas toujours été indiqué).

Matériel	Distribution a priori	Ignorance partielle	Ignorance totale
{OK}	0.7	0	0
{HS1}	0.2	0	0
{HS2}	0.1	0	0
{OK,HS1}	0	0	0
{OK,HS2}	0	0	0
{HS1,HS2}	0	1	0
{OK,HS1,HS2}	0	0	1

Tableau 2-11. Exemple d'expression d'un expert sous forme de croyances

2.2.1.3. Entre probabiliste et extra-probabiliste

Au final, l'étape de quantification des risques fournit des expressions des connaissances qui peuvent potentiellement être sous différentes formes. Ces différentes expressions soulignent la difficulté de quantification des incertitudes selon la discipline [Paté-Cornell, 1996]. Dans la composante technique, il est par exemple plus facile de faire des tests répétés que dans les composantes humaines ou organisationnelles ou bien encore pour les phénomènes dits « émergents ». Ces expressions peuvent être rapprochées de celles identifiées, dans le cas général, dans le Tableau 2-6. Nous constatons donc que, dans le cas particulier des analyses de risques, le cadre probabiliste montre également des limites et permet de représenter de façon cohérente uniquement les connaissances sans imprécision et sans ignorance.

Dès lors, pour mener des analyses de risques multidisciplinaires, il apparaît nécessaire de se tourner vers les cadres de modélisation extra-probabilistes présentées dans la section 1.2.3 en fonction des connaissances à analyser. Présentant des alternatives à la théorie des probabilités, ces cadres constituent aujourd'hui des ouvertures pour le traitement conjoint de l'incertain aléatoire et épistémique dans les analyses de risques et y sont de plus en plus utilisés. Preuve de cet intérêt grandissant, nous pouvons citer certains travaux réalisés ces dernières années :

- [Delmotte, 1998] utilise la théorie des possibilités pour mener des études de fiabilité.
- [Baudrit, 2005] utilise différents cadres de modélisation de l'incertain pour l'étude de la pollution des sols.
- [Démotier et al., 2006] utilisent la théorie de l'évidence pour des analyses de risques en présence de peu de connaissance dans le domaine du traitement de l'eau.
- [Simon et Weber, 2009] utilisent la théorie de l'évidence pour les analyses de fiabilité en présence de connaissances imprécises.

- [Sallak et al., 2010] utilisent la théorie de l'évidence pour l'étude de fiabilité des systèmes en présence de connaissances incertaines et dépendantes.
- [Aguirre et al., 2011] proposent une généralisation des expressions de fiabilité de systèmes séries et parallèle en présence d'incertain.
- [Aven, 2011] propose différentes interprétations des cadres de modélisation extra-probabilistes pour les analyses de risques et de fiabilité.
- [Mechri, 2011] utilise la théorie des intervalles pour évaluer la performance de systèmes instrumentés de sécurité à paramètres imprécis.
- [Rohmer et Baudrit, 2011] utilisent la théorie des possibilités pour l'évaluation des risques liés à des tremblements de terre.
- [Le Duy, 2011] utilise la théorie de l'évidence pour le traitement de l'incertain dans les études probabilistes de sûreté (EPS).
- [Laâmari et al., 2012] utilisent la théorie de l'évidence et les réseaux de fonctions de croyances associés pour des problèmes de fiabilité.
- [Su et al., 2012] et [Villeneuve, 2012] utilisent la théorie de l'évidence dans le domaine de l'aviation pour l'évaluation des risques ainsi que pour des problèmes de maintenance.

2.2.2. Analyse des risques en présence d'incertain

La seconde phase du processus de traitement des incertitudes proposé dans [De Rocquigny, 2006] concerne la propagation des incertitudes au sein du modèle de risques afin d'obtenir une évaluation des variables d'intérêts (phase d'analyse). Pour ce faire, il convient de pouvoir :

1. Fusionner les différentes expressions des connaissances.
2. Propager l'incertain associé à ces connaissances.

La phase de *fusion des connaissances* nécessite de disposer d'un cadre de modélisation de l'incertain en adéquation avec les différentes formes d'expressions des connaissances susceptibles d'être rencontrées lors de l'identification des risques.

Ce choix de cadre doit permettre la modélisation des connaissances issues de la phase d'identification et de leur incertain de la façon la plus cohérente possible. Le fait de lever la contrainte du format d'expression probabiliste évite l'introduction d'un éventuel biais lié à l'utilisation de ce dernier. L'objectif est donc de choisir un cadre offrant la possibilité de modéliser au mieux à la fois l'incertain aléatoire et l'incertain épistémique, quelle que soit sa forme.

La phase de *propagation de l'incertain* lié aux connaissances nécessite de disposer d'un outil permettant de fusionner et de traiter les différentes modélisations des connaissances afin de mener les phases d'analyses et d'évaluation des risques. En d'autres termes, l'outil associé au cadre choisi doit permettre à la fois de formaliser les liens de causalité entre les variables et de propager de l'incertain aléatoire et/ou épistémique à travers les relations entre ces variables. Dans le cas des analyses de risques multidisciplinaires relatives à nos travaux, l'outil doit répondre à quatre contraintes principales en lien avec les systèmes industriels étudiés :

1. Permettre une modélisation de la complexité des systèmes prenant en compte différents types de variables (quantitatives/qualitatives) multimodales et corrélées entre elles.
2. Permettre de modéliser des variables déterministes et des variables probabilistes présentant de l'incertitude aléatoire.
3. Permettre de modéliser des variables présentant de l'incertain épistémique quelle que soit sa forme (incomplétude, imprécision ou ignorance).
4. Permettre d'effectuer des analyses des causes vers les conséquences (simulations) et des conséquences vers les causes (diagnostics) sur le système modélisé.

Nous proposons dans le Tableau 2-12, une synthèse des principaux outils associés aux différents cadres de modélisation de l'incertain. Ces différents outils permettent de répondre à certains des critères précédemment. Toutefois, l'utilisation de certains d'entre eux pour notre problématique paraît difficile. En effet, soit ils ne permettent pas de modéliser des systèmes complexes avec un nombre élevés de variables et de liens de causalité, ou bien ils sont difficilement exploitables de façon opérationnelle. Nous reviendrons plus en détails sur certains de ces outils au moment de faire le choix d'un nouvel outil de traitement de l'incertain pour la méthodologie d'AiDR.

Cadre de modélisation	Outils associés
Théorie des probabilités	<i>Réseaux Bayésiens</i> [Pearl, 1988] [Jensen, 1996]
	<i>Modèles Probabilistes Relationnels</i> [Koller et Pfeiffer, 1998] [Medina-Oliva, 2012]
Probabilités imprécises	<i>Réseaux crédaux</i> [Cozman, 2000] [Cozman, 2005]
Théorie des possibilités	<i>Réseaux possibilistes</i> [Benferhat et al., 1999] [Borgelt, 2000] [Benferhat, 2006]
Théorie des intervalles	<i>RAMAS Risk Calc</i> [Ferson, 2002]
Théorie de l'évidence	<i>Réseaux de fonctions de croyances</i> [Smets, 2004] [Ben Yaghlane et Mellouli, 2008] [Simon et al., 2008]
Modélisation par b-box	Il n'existe a priori pas d'outil dédié à la manipulation de p-box

Tableau 2-12. Principaux outils associés aux cadres de modélisation de l'incertain

2.2.3. Evaluation des risques en présence d'incertain

Les deux dernières phases du processus proposé dans [De Rocquigny, 2006] concernent :

1. L'analyse de sensibilité afin d'identifier les variables du modèle contribuant le plus à l'incertain sur les variables d'intérêt (phase d'évaluation).
2. La prise de décision en comparant les valeurs obtenues avec les critères définis pour les variables d'intérêt (phase d'évaluation).

Le cadre choisi pour modéliser et traiter l'incertain induit la forme des résultats fournis sur les variables d'intérêt. Alors que l'utilisation du cadre probabiliste implique une valeur scalaire, les cadres de modélisation extra-probabilistes induisent des résultats sous la forme générale de valeurs de probabilités imprécises où la valeur vraie se situe. Dans la phase d'évaluation des risques, ces résultats issus de la phase d'analyse sont classiquement comparés à des seuils (maximaux ou minimaux) afin de prendre une décision. Ces seuils peuvent prendre principalement la forme d'une valeur scalaire ou d'une plage de valeur admissibles.

Très souvent, les résultats des études de risques sont réduits à des valeurs scalaires sans intervalles de confiance, ce qui peut être critiquable au regard des enjeux liés à la prise de décision associée à ces résultats [Drouin et al., 2007]. Ainsi, si dans le cas de l'utilisation du cadre probabiliste la décision est généralement facile à prendre en comparant une valeur scalaire à ces seuils, elle n'est pas aussi triviale lorsque les estimations des variables d'intérêt sont fournies sous la forme d'un encadrement comprenant la valeur recherchée (Figure 2-17). Lorsque les résultats sur les variables d'intérêt sont fournis sous forme d'un encadrement, trois configurations peuvent se présenter : *acceptation* (zones 1), *rejet* (zones 2), *ambiguïté* (zones 3).

Si la décision est aisée lorsqu'il n'y a pas d'intersection entre l'encadrement sur la variable d'intérêt et le seuil auquel il est comparé (zones 1 et 2), une situation d'ambiguïté peut se poser si leur intersection est non vide, ce qui nous amène à éventuellement être en situation d'ambiguïté (zone 3).

Dans le cas d'une ambiguïté, plusieurs solutions peuvent être envisagées. La première consiste à prendre une décision sans chercher à réduire l'incertain. Cependant, cette solution n'est pas simple et pas toujours la plus adaptée. En effet, elle dépend à la fois du caractère conservatif ou non de l'étude et de l'enjeu associé à la variable d'intérêt (sûreté, disponibilité, etc.). Ainsi, il convient plus généralement de s'intéresser à des solutions moins directes visant à *réduire l'ambiguïté*.

Une solution est de ramener l'encadrement à une valeur scalaire grâce aux transformations associées à chaque cadre de modélisation. Nous pouvons citer :

- Le choix du milieu pour la théorie des intervalles.
- Le choix du centre de gravité pour la théorie des possibilités [Sallak, 2007].
- Les mesures de croyance et de plausibilité ou la transformée pignistique pour la théorie de l'évidence [Ramasso et al., 2008].

Ce type de solutions, bien que présentant un réel intérêt pratique, fait perdre l'intérêt de disposer d'un encadrement pour la phase d'évaluation des risques et donc pour la prise de décision. En effet, le fait de se ramener à une valeur scalaire est susceptible de faire perdre la connaissance sur l'incertain autour de cette valeur et avoir un impact non négligeable.

En cas d'ambiguïté, une solution plus pertinente est donc d'essayer de réduire au maximum l'ambiguïté sur les variables d'intérêt tel que nous le proposons dans la Figure 2-18. Afin de réduire efficacement l'incertain épistémique, il convient d'identifier les contributeurs sur la connaissance des variables d'intérêt. Une fois identifiés, il est alors possible de réduire l'incertain soit en collectant de nouvelles données ou en interrogeant à nouveau les experts sur les paramètres soit en affinant le modèle de risques pour réduire l'incertain de modèle. Cette opération est répétée autant de fois que nécessaire. Il est également possible de décaler l'incertain en jouant sur l'incertain aléatoire (par exemple, avec d'autres composants).

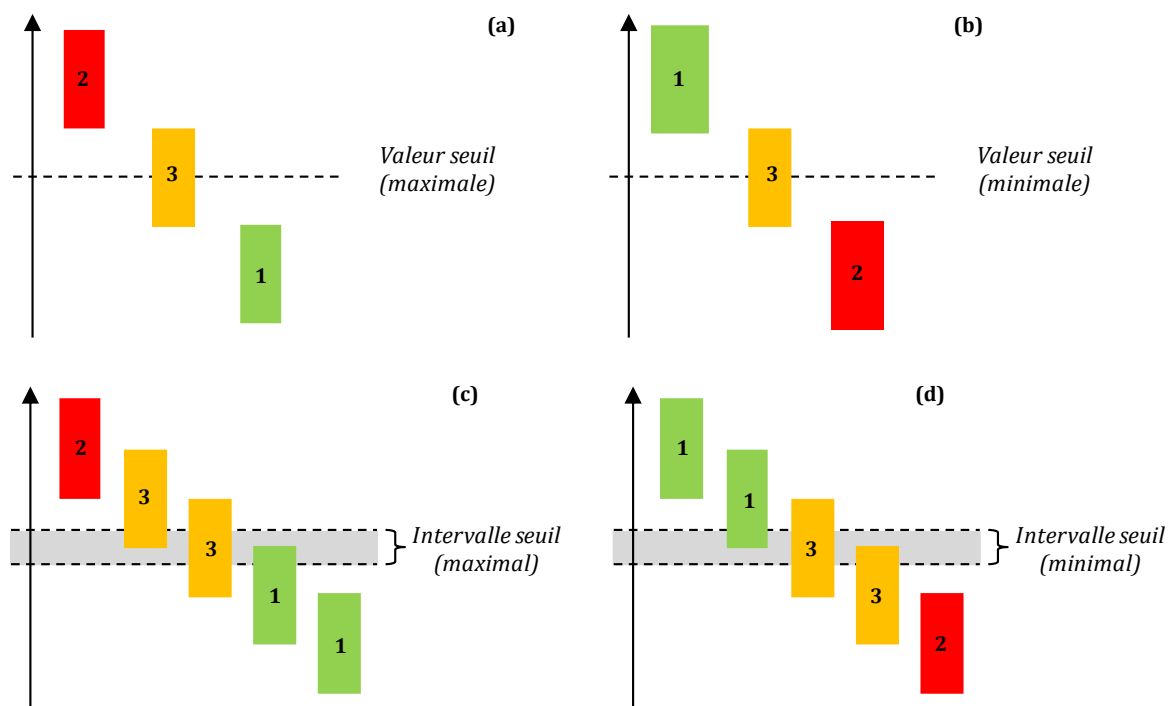


Figure 2-17. Comparaison des résultats à un seuil

Une fois l'incertain sur la variable d'intérêt réduit au maximum, deux situations sont possibles. Dans le premier cas, la réduction de l'incertain sur la variable d'intérêt a permis de se ramener à un résultat permettant de se retrouver dans un cas d'acceptation ou de rejet et donc permettre une prise de décision. Dans le second cas, la réduction de l'incertain sur les variables d'intérêt ne permet pas de se retrouver dans une zone d'acceptation ou de rejet. Il convient alors d'accepter ou de rejeter la contrainte de respect du seuil. Ces deux choix sont associés à la prise de risque que souhaite prendre le décideur en fonction de son *aversion au risque*. Elle correspond au comportement d'un décideur vis-à-vis d'un risque qu'il juge plus ou moins important.

En cas de rejet le décideur ne prend aucun risque en considérant que la contrainte fixée par le seuil n'est pas respectée. En revanche, en cas d'acceptation, le décideur prend un risque en fonction de la position de l'encadrement fourni sur la variable d'intérêt par rapport au seuil de décision.

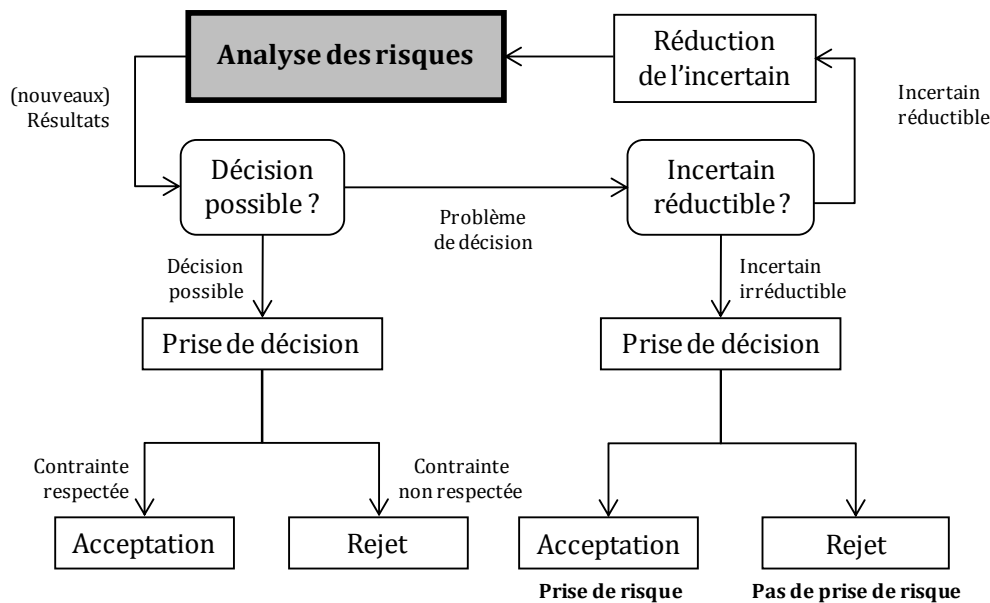


Figure 2-18. Proposition de processus de décision en présence d'incertain

2.2.4. Enjeux et problématiques associés au traitement de l'incertain

Finalement, deux sources potentielles d'imperfection sont à traiter pour réduire l'incertain dans les analyses de risques. La première concerne les *imperfections dues à la collecte* de l'expression de la connaissance lors de l'identification. La seconde concerne quant à elle les *imperfections dues à la modélisation et au traitement* de ces connaissances dans la phase d'analyse de risques.

Bien que les approches d'analyses de risques aient évolué face à la problématique de modélisation et de traitement de l'incertain, nous venons de voir qu'il reste encore des problèmes à résoudre pour disposer d'approches permettant une modélisation et un traitement cohérent de l'incertain. [Zio, 2009] identifie la collecte, la représentation, la quantification et la propagation des incertitudes comme un challenge majeur dans la mise en place d'analyses de risques multidisciplinaires. Pour répondre à cette problématique, [Zio, 2009] décompose la problématique d'incertain dans les analyses de risques en trois enjeux :

1. Collecter les connaissances dans des cadres mathématiques appropriés aux différents types de connaissances et d'incertain (phase d'identification).
2. Fusionner des connaissances de sources multiples dans un même formalisme et propager l'incertain associé de façon cohérente au sein du modèle de risques (phase d'analyse).
3. Etre en capacité d'interpréter les résultats incertains et de les rendre exploitables pour une prise de décision en réalisant des études de sensibilité et en identifiant quels sont les contributeurs à l'incertain (phase d'évaluation).

Ces enjeux sont en accord avec les étapes du processus de traitement des incertitudes proposé dans [De Rocquigny, 2006] et en lien direct avec les éléments que nous venons d'argumenter pour les différentes phases de l'appréciation des risques. Ces enjeux peuvent être traduits en différentes problématiques associées à chacune de ces phases (Tableau 2-13).

Phases	Problématiques
Identification	Disposer d'outils d'identification des risques adaptés aux différents types de connaissances et d'incertains associés.
Analyse	Disposer d'un outil d'analyse de risques capable de représenter la complexité des systèmes sociotechniques actuels et de modéliser de l'incertain aléatoire et épistémique.
Evaluation	Disposer d'outils d'évaluation des risques permettant de retranscrire la présence d'incertain aléatoires et épistémiques dans les résultats. Disposer d'outils permettant d'identifier les contributeurs à l'incertain sur les variables d'intérêts ainsi que leur importance.

Tableau 2-13. Synthèse des problématiques liées à la modélisation et au traitement de l'incertain

2.2.4.1. L'importance du choix du cadre de modélisation

Finalement, comme nous venons de l'illustrer dans les sections 2.2.1 à 2.2.3, il est nécessaire de s'assurer de la cohérence de la quantification, de la modélisation, de la propagation et de l'analyse de l'incertain afin d'exploiter les connaissances disponibles en les biaisant à minima. Ainsi, la réduction de l'incertain passe principalement par le choix d'un cadre de modélisation adapté aux différents type de connaissances et d'incertains pouvant être rencontrés lors de l'appréciation des risques.

Le cadre choisi doit permettre la modélisation ainsi que l'analyse des connaissances en vue d'une évaluation des risques rendant compte des différents incertains [Nilsen et Aven, 2003]. En d'autres termes, le choix du cadre de modélisation de l'incertain doit principalement répondre aux critères suivants :

1. Permettre la modélisation des connaissances issues de la phase d'identification et de leur incertain de la façon la plus cohérente et flexible possible.
2. Disposer d'un outil permettant de fusionner et de traiter les différentes modélisations des connaissances afin de mener les phases d'analyse et d'évaluation des risques.

La Figure 2-19 illustre le rôle que joue le choix du cadre pour la modélisation et le traitement de l'incertain sur l'ensemble de l'appréciation des risques. Ce choix contribue à la réduction de l'incertain sur l'ensemble du processus d'appréciation des risques. Il doit permettre de collecter de façon cohérente et flexible les expressions des connaissances pouvant être rencontrées lors de l'identification des risques parmi celles présentées précédemment (1). Le choix du cadre permet ensuite de modéliser ces connaissances de façon cohérente selon les liens présentés dans la section 1.2.4.1 (2). Le choix du cadre induit le choix de l'outil associé qui permet de fusionner les connaissances et de construire le modèle de risques support à la phase d'évaluation des risques (3). Finalement, l'outil associé au cadre de modélisation choisi doit permettre de fournir à la fois les résultats de l'étude ainsi que des éléments pour orienter la prise de décision (4 et 5).

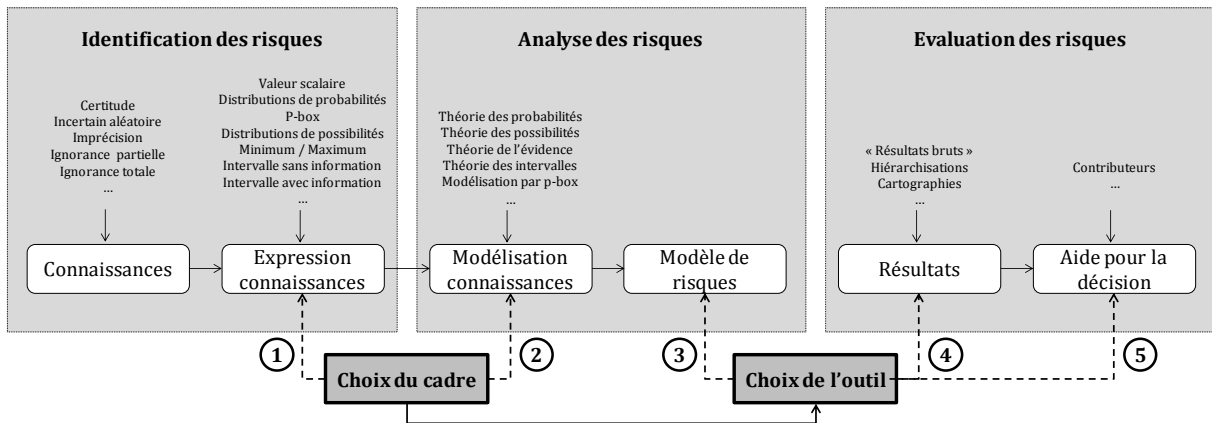


Figure 2-19. Importance du choix du cadre pour l'appréciation des risques

3. Modélisation et traitement de l'incertain dans l'AiDR

Cette dernière partie nous amène à nous focaliser plus précisément sur la problématique de modélisation et de traitement de l'incertain dans la méthodologie d'AiDR. Nous illustrons dans un premier temps les limites rencontrées par l'approche en présence d'incertains aléatoire et épistémique. Nous discutons ensuite le choix de la théorie de l'évidence comme cadre alternatif pour la modélisation et le traitement de l'incertain dans l'AiDR. Nous argumentons également le passage des réseaux Bayésiens à une extension dans la théorie de l'évidence : les réseaux de fonctions de croyances [Simon et al., 2008]. Après avoir synthétisé l'apport de ces choix, nous identifions les travaux nécessaires pour une meilleure maîtrise de l'incertain dans l'AiDR. Nous identifions ainsi des contributions en termes de collecte des avis d'experts, d'adaptation du modèle de risques et d'outils pour l'aide à la décision en présence d'incertain.

3.1. Vers un traitement cohérent des différents incertains

3.1.1. La problématique d'incertain dans l'AiDR

En accord avec la conclusion générale sur les analyses de risques multidisciplinaires, l'identification des risques dans l'Analyse intégrée Des Risques repose sur le retour d'expérience statistique pour l'identification des risques techniques et environnementaux et sur les avis d'experts pour l'identification des risques humains et organisationnels (notamment la quantification des distributions a priori sur les FOP et les items ainsi que la quantification des liens d'influence dans le modèle de barrière de l'AiDR).

Dans le cas de la méthodologie d'AiDR, la modélisation des connaissances repose uniquement sur l'utilisation du cadre probabiliste. Ce choix ne permet donc pas de profiter des avantages et de la flexibilité de modélisation offerts par les cadres extra-probabilistes. Cela entraîne deux problèmes principaux dans la quantification des risques de l'AiDR :

1. Les connaissances issues du retour d'expérience et des avis d'experts ne peuvent être exprimées que dans le cadre probabiliste.
2. Si les connaissances sont exprimées par l'utilisation d'autres cadres de modélisation, elles sont adaptées pour être modélisées dans le cadre probabiliste.

Si la contrainte d'utilisation du cadre probabiliste ne pose pas de réels problèmes pour la modélisation du retour d'expérience statistique, elle est parfois plus problématique pour la modélisation cohérente des avis d'experts comme nous l'avons montré dans [Fallet et al., 2011].

Considérons la relation entre la phase de Préparation (P) d'une barrière et les items Délégation (De) et Aides (Ai) associés (Figure 2-20). L'item concernant les aides est connu grâce à l'utilisation d'une distribution de probabilités sur les modalités {Présent} et {Dégradé}. L'item concernant la délégation est évalué par avis d'experts afin de déterminer la distribution de probabilités associée à cet item. La phase de Préparation est définie par un Leaky Noisy-OR entre les items modélisant les aides et la délégation avec une probabilité de fuite égale à 0.01.

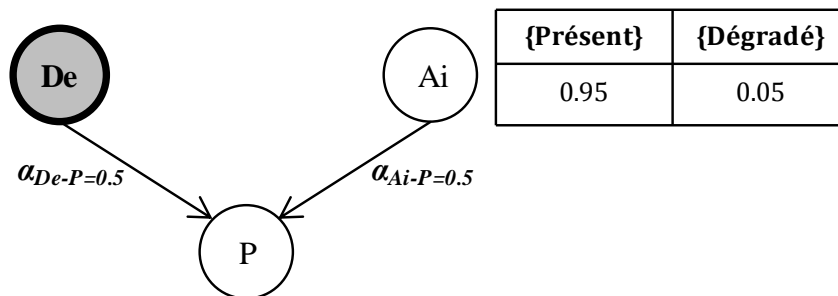


Figure 2-20. Exemple de quantification par avis d'experts

Pour quantifier l'état de l'item Délégation, l'expert peut exprimer sa connaissance sur les modalités {Présent} et {Absent} avec différents niveaux de précision tels que ceux définis dans le Tableau 2-14.

Niveau de connaissance	Description
Certitude	L'expert choisit avec certitude une des modalités de l'item.
Incertain aléatoire	L'expert exprime sa connaissance par une distribution a priori.
Imprécision	L'expert exprime une imprécision sur la distribution a priori.
Ignorance	L'expert ignore partiellement ou totalement la distribution a priori.

Tableau 2-14. Niveaux de connaissances associés à un avis d'expert

Considérons l'expression de chacun de ces niveaux de connaissances dans le cadre probabiliste :

1. Si l'expert introduit une certitude sur la présence de la modalité {Présent} de l'item Délégation, alors il choisit $P(\{\text{Présent}\})=1$.

2. Si l'expert introduit une incertitude aléatoire sur l'état de l'item Délégation, il peut par exemple la modéliser telle que $P(\{\text{Présent}\})=0.7$ et $P(\{\text{Absent}\})=0.3$.
3. Si l'expert souhaite introduire une imprécision sur l'état de l'item Délégation telle que $P(\{\text{Présent}\}) \in [0.7;0.8]$, le cadre de modélisation probabiliste l'oblige à choisir une valeur scalaire. Considérons qu'il choisit $P(\{\text{Présent}\})=0.75$ (milieu de l'intervalle²⁵).
4. Si l'expert souhaite introduire une ignorance totale sur l'état de l'item Délégation, le cadre de modélisation probabiliste l'oblige à choisir une distribution uniforme sur les modalités telle que $P(\{\text{Présent}\})= P(\{\text{Dégradé}\})=0.5$ [Levine et Tribus, 1979].

De ces quatre expressions, nous identifions bien la limite de l'utilisation du cadre probabiliste pour la modélisation des notions d'imprécision et d'ignorance associée à l'incertain épistémique. En effet, il amène à modifier la connaissance exprimée par l'expert pour la faire rentrer dans le cadre de modélisation probabiliste.

Considérons la modélisation de ces mêmes connaissances dans la théorie des intervalles et dans la théorie de l'évidence. Le Tableau 2-15 synthétise les modélisations associées aux niveaux de connaissance de l'expert en fonction du cadre de modélisation choisi.

Niveau de connaissance	Délégation	Cadre de modélisation		
		Théorie des probabilités	Théorie des intervalles	Théorie de l'évidence
Certitude	{Présent}	1	[1;1]	1
	{Dégradé}	0	[0;0]	0
	{Présent,Dégradé}	-	-	0
Incertain aléatoire	{Présent}	0.7	[0.7;0.7]	0.7
	{Dégradé}	0.3	[0.3;0.3]	0.3
	{Présent,Dégradé}	-	-	0
Imprécision (ou ignorance partielle)	{Présent}	0.75	[0.7;0.8]	0.7
	{Dégradé}	0.25	[0.2;0.3]	0.2
	{Présent,Dégradé}	-	-	0.1
Ignorance totale	{Présent}	0.5	[0;1]	0
	{Dégradé}	0.5	[0;1]	0
	{Présent,Dégradé}	-	-	1

Tableau 2-15. Modélisation d'avis d'experts selon le cadre de modélisation

Nous observons que si l'expert est capable de choisir une modalité sans difficulté (certitude ou incertain aléatoire), sa connaissance est modélisée de façon cohérente via le cadre probabiliste. La théorie des intervalles et la théorie de l'évidence proposent une modélisation similaire de la connaissance dans ce cas. En revanche, si l'expert n'est pas certain de la distribution a priori qu'il souhaite attribuer (imprécision ou ignorance), il est contraint de choisir parmi les modalités celle qui correspond le mieux à sa connaissance ou bien celle qu'il juge comme étant la moins risquée.

Cadre de modélisation	Préparation	Niveau de connaissance			
		Certitude	Incertain aléatoire	Imprécision	Ignorance totale
Théorie des probabilités	{Efficace}	0.965	0.820	0.845	0.724
	{Inefficace}	0.035	0.180	0.155	0.276
Théorie des intervalles	{Efficace}	0.965	0.820	[0.820;0.869]	[0.483;0.965]
	{Inefficace}	0.035	0.180	[0.131;0.180]	[0.035;0.517]
Théorie de l'évidence	Bel ({Efficace})	0.965	0.820	0.820	0.483
	Pls ({Efficace})	0.965	0.820	0.869	0.965
	Bel ({Inefficace})	0.035	0.180	0.131	0.035
	Pls ({Inefficace})	0.035	0.180	0.180	0.517

Tableau 2-16. Modélisation d'avis d'experts selon le cadre de modélisation - Résultats

²⁵ Il serait également possible d'utiliser une simulation de Monte-Carlo sur l'intervalle considéré. Cependant, les bornes de l'intervalle sont les seules connaissances disponibles ici et il n'est pas certain qu'elles soient tirées. En outre, le fait que la fonction considérée soit monotone implique que les bornes suffisent.

Finalement, le cadre de modélisation probabiliste utilisé dans l'AiDR montre ses limites puisqu'il force l'expert à transformer certaines connaissances et à introduire un *biais de modélisation* assimilable à un biais de techniques, tel que défini dans le Tableau 2-9. Ainsi, il ne permet pas de profiter pleinement des possibilités de modélisation offertes par les cadres de modélisation extra-probabilistes [Fallet-Fidry et al., 2012c]. La présence de ce biais fait alors émerger une incertitude différente de celle que souhaite exprimer l'expert et qui impacte les résultats obtenus pour l'évaluation de l'efficacité de la phase de Préparation (Tableau 2-16).

3.1.2. Le choix de la théorie de l'évidence

3.1.2.1. Besoins en termes de modélisation et de traitement

Si l'utilisation des probabilités est bien adaptée à la modélisation des variables techniques et environnementales, les distributions de possibilités et les intervalles sont bien adaptés à l'identification de certains paramètres du modèle de risques de l'AiDR. C'est notamment le cas pour les distributions a priori et les facteurs d'influences. Pour satisfaire cet objectif, il est donc nécessaire de dépasser le cadre probabiliste.

De plus, les limites du cadre probabiliste illustrées ici impliquent également la nécessité de questionner le choix de l'outil d'analyse associé à l'AiDR : les réseaux Bayésiens. En effet, ce formalisme se fonde sur le cadre probabiliste et entraîne donc des biais similaires lors des phases d'analyse et d'évaluation des risques. Le choix d'un nouvel outil d'analyse de risques dans l'AiDR doit répondre aux quatre critères spécifiés dans la section 2.2.2. En outre, cet outil doit si possible posséder a minima les mêmes avantages que les réseaux Bayésiens présentés dans le Chapitre 1. Ainsi, il doit présenter des capacités à modéliser des systèmes complexes, à modéliser des variables multimodales de natures différentes, à déterminer précisément la probabilité d'occurrence d'un événement, à effectuer des pronostics et des diagnostics, à mettre à jour les calculs avec la présence d'observation ou encore à offrir un outil de modélisation intéressant via une représentation graphique, modulaire et compacte.

3.1.2.2. Justification du choix de la théorie de l'évidence

Face aux besoins énoncés précédemment concernant la modélisation et le traitement de l'AiDR ainsi que la synthèse des cadres proposée dans la section 1.2.4, la théorie de l'évidence apparaît pour nous comme un cadre intéressant de modélisation unifié de l'incertain. En effet, elle permet de modéliser l'ensemble des notions associées à l'incertain aléatoire et épistémique (Tableau 2-8) et peut être rapprochée d'autres cadres de modélisation de l'incertain comme nous l'avons montré dans la section 1.2.4.1. Elle permet ainsi une modélisation cohérente de différentes expressions des connaissances.

Au final, les différents cadres de modélisation de l'incertain utilisés pour la quantification des risques dans l'AiDR peuvent être traduits dans le cadre de la théorie de l'évidence sous différentes conditions (Figure 2-21).

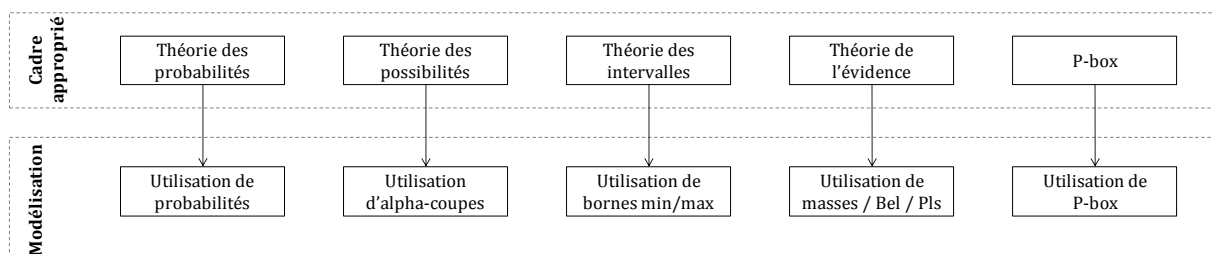


Figure 2-21. Liens entre la théorie de l'évidence et d'autres cadres de modélisation de l'incertain

En résumé, l'utilisation de la théorie de l'évidence permet à l'AiDR de dépasser le cadre probabiliste si la connaissance est incomplète ou hétérogène comme le souligne [De Rocquigny, 2006] dans le cas général des analyses de risques. La théorie de l'évidence permet de mieux modéliser la connaissance disponible en offrant la possibilité de s'exprimer à la fois sur les hypothèses élémentaires et sur leurs disjonctions.

Finalement, l'utilisation de la théorie de l'évidence nous offre la possibilité de traiter des types de connaissances différents au sein d'un modèle unique. Elle se justifie par le fait qu'elle est une généralisation de la théorie des probabilités classiquement utilisées dans la méthodologie d'AiDR et par le fait qu'elle dispose de nombreux liens avec les cadres extra-probabilistes présentés précédemment et susceptibles d'être utilisés pour modéliser les connaissances issues de la phase d'identification des risques.

3.1.3. La modélisation par les Réseaux de Fonctions de Croyance

Au regard des besoins en termes d'outil d'analyse de risques, les *réseaux de fonctions de croyances* constituent un outil de modélisation et de traitement incontournable pour notre problème. Nous proposons de présenter plus en détails cet outil afin d'illustrer en quoi il répond aux besoins identifiés dans la section 3.1.2.1.

Les réseaux de fonctions de croyances sont intéressants pour la représentation de la connaissance car ils permettent à la fois une modélisation graphique de systèmes complexes et un raisonnement en présence d'incertain aléatoire et épistémique en s'appuyant sur la théorie de l'évidence [Ben Yaghlane, 2002]. [Laâmari et al., 2010] distinguent deux principales formulations possibles : les *réseaux évidentiels directs* avec fonctions de croyances conditionnelles [Ben Yaghlane et Mellouli, 2008] et les *réseaux évidentiels*²⁶ [Simon et al., 2008].

A l'instar des réseaux Bayésiens, les réseaux de fonctions de croyances sont définis par deux niveaux. Le niveau qualitatif est un graphe orienté sans circuit qui permet de représenter des variables aléatoires (nœuds) et les liens de causalités entre elles (arcs). Le niveau quantitatif correspond à la définition des fonctions de masses conditionnelles de chaque variable en fonction de ses parents.

Dans l'approche de [Simon et al., 2008], les réseaux de fonctions de croyances correspondent à une transposition des réseaux Bayésiens à la théorie de l'évidence. Ils sont définis par des graphes orientés sans circuit permettant de modéliser à la fois de l'incertain aléatoire et de l'incertain épistémique par l'utilisation de Tables de Masses Conditionnelles (TMC) en lieu et place des Tables de Probabilités Conditionnelles (TPC).

Pour réaliser l'inférence sur le réseau, et définir les distributions marginales sur chaque nœud du réseau, [Simon et al., 2008] propose d'utiliser l'algorithme d'inférence exacte utilisé pour l'inférence dans les réseaux Bayésiens [Jensen, 1996] en étendant le théorème de Bayes à la distribution de masses dans la théorie de l'évidence. Il n'y a donc pas de différence entre les réseaux Bayésiens et les réseaux évidentiels en termes de propagation des connaissances puisqu'ils utilisent les mêmes algorithmes d'inférence (en les étendant à l'utilisation des masses de croyances). L'utilisation de masses plutôt que des mesures de croyance et de plausibilité pour quantifier le réseau se justifie par le fait que la représentation probabiliste des réseaux Bayésiens nécessite que la somme des masses soit égale à 1. En effet, il est toujours possible d'assurer que la somme des masses est égale à 1. L'utilisation des mesures de croyances et de plausibilité serait impossible car leur somme n'est pas nécessairement égale à 1.

Les réseaux de fonctions de croyances proposés dans l'approche de [Ben Yaghlane et Mellouli, 2008] consistent en une extension des travaux réalisés par [Xu et Smets, 1994] au cas où les relations sont données pour n'importe quel nombre de nœuds. Cette approche repose sur une structure de graphe orienté sans circuit. La définition des croyances conditionnelles est cependant différente de la définition des probabilités conditionnelles dans un réseau Bayésien. L'inférence y est basée sur un arbre de jonction binaire modifié dont l'efficacité de calcul a été renforcée. L'utilisation de ce processus d'inférence rend le temps de calcul plus court comme le montre [Laâmari et al., 2010]. Cependant, les réseaux Bayésiens proposent d'autres algorithmes d'inférence que celui de [Jensen, 1996] utilisé par [Simon et al., 2008] et qui permettent des temps de calcul rapides et adaptés à des modèles de grande taille.

²⁶ Directed Evidential Network (DEVN) / Evidential Networks (EN)

La principale différence entre les deux approches réside donc dans l'arbre de jonction utilisé pour réaliser l'inférence. L'arbre de jonction correspond à la structure permettant d'effectuer les calculs des distributions marginales sur chaque variable [Jensen et al., 1990]. [Simon et al., 2008] s'appuient sur un arbre de jonction tel qu'il est utilisé pour les réseaux Bayésiens et qui nécessite de définir toutes les distributions de masses et les tables conditionnelles associées à chaque variable. [Ben Yaghlane et Mellouli, 2008] s'appuient sur l'utilisation d'un arbre de jonction binaire modifié qui permet la transformation d'un réseau de fonctions de croyances en arbre de jonction binaire et la construction automatique des distributions de masses sans perte de connaissances à partir des mesures de croyances et de plausibilité.

Bien que les arbres de jonction utilisés dans les deux approches soient différents, notons qu'un arbre de jonction n'est pas unique pour un même problème puisqu'il existe plusieurs modélisations possibles. Les solutions sont cependant identiques quel que soit l'arbre de jonction utilisé. Ainsi, même si les arbres de jonctions et les algorithmes d'inférence diffèrent entre les deux approches, il n'y a pas de différence dans les résultats obtenus par les deux approches comme le précise [Laâmari et al., 2010] dans le cas d'une application en fiabilité sur un système composé de variables binaires. D'autres études sont en cours pour comparer les deux approches sur d'autres critères comme la prise en compte des aspects dynamiques ou leur comparaison en présence de variables non binaires [Laâmari et al., 2010] et dont les résultats sont attendus et réorienteront éventuellement le choix fait ici.

Pour utiliser les réseaux de fonctions de croyances pour l'analyse et l'évaluation des risques dans l'AiDR, il convient de s'intéresser à l'outillage de ces derniers. Afin d'exploiter les deux approches, différents outils existent.

L'approche proposée par [Simon et Weber, 2009], grâce à l'utilisation d'une structure similaire à celle des réseaux Bayésiens, permet de s'appuyer sur les outils classiquement utilisés pour le traitement des réseaux Bayésiens afin de traiter les réseaux de fonctions de croyances. Il est ainsi possible de traiter des problèmes de grandes tailles (plusieurs centaines de nœuds et d'arcs) et ainsi de modéliser la complexité des systèmes industriels auxquels nous nous intéressons. En outre, l'approche proposée par [Simon et al., 2008] permet de profiter de l'ensemble des algorithmes liés à l'exploitation d'un réseau Bayésien notamment en termes d'inférence et d'analyse de sensibilité. Enfin les algorithmes d'inférence rapides ou d'inférence approximative [Pearl, 1988] [Dagum et Luby, 1993] ainsi que l'évolution des réseaux Bayésiens vers des Modèles Probabilistes Relationnels [Koller et Pfeiffer, 1998] sont des perspectives qui rendent intéressante l'approche proposée dans [Simon et al., 2008].

Pour l'approche de [Ben Yaghlane et Mellouli, 2008], [Trabelsi et Ben Yaghlane, 2008] proposent un outil appelé BeliefNet Tool implantant différents algorithmes pour la propagation de croyances. Cet outil est basé sur un codage spécifique de chaque réseau au sein de Matlab mais n'est actuellement pas encore disponible. L'outil TBMLab de [Smets, 2004] existe mais présente des limites notamment au niveau du nombre de variables pouvant être prises en compte (4 à 5 variables) et qui n'est pas compatible avec les systèmes industriels que nous souhaitons traiter (plusieurs centaines de variables dans un modèle de risques comme ceux de l'AiDR). Notons que le CRAN et le LARODEC²⁷ sont en train de développer une Toolbox qui n'est pas encore exploitable pour le moment. Ainsi, en l'absence d'outils associés cette approche n'est pas compatible avec les besoins associés à l'AiDR, notamment en termes de taille de modèle de risques et de praticité. Son utilisation nécessiterait donc de développer un outil adapté à l'AiDR qui dépasse le cadre de cette thèse.

Finalement, en nous appuyant sur la comparaison des approches de [Ben Yaghlane et Mellouli, 2008] et [Simon et al., 2008], nous observons que les réseaux évidentiels proposés par [Simon et al., 2008] se révèlent être plus en adéquation avec nos besoins. En effet, même si l'approche proposée par [Ben Yaghlane et Mellouli, 2008] est actuellement plus rapide en termes de calculs et semble plus conforme sur le plan théorique, elle ne dispose pas à ce jour d'un outil permettant

²⁷ Laboratoire de Recherche Opérationnelle, de DEcision et de Contrôle de processus.

une utilisation aisée de cette approche pour la méthodologie d'AiDR. Au contraire, l'approche de [Simon et al., 2008] permet de s'appuyer sur un outil d'analyse et d'évaluation des risques performant en présence d'incertain aléatoire et épistémique en s'appuyant sur les avantages des réseaux Bayésiens en termes de représentation graphique, de modularité, de pronostic et de diagnostic.

Nous choisissons donc de retenir l'approche de [Simon et al., 2008] pour le traitement de l'incertain dans l'AiDR afin de satisfaire les besoins identifiés dans la section 3.1.2.1.

3.2. Les verrous actuels de la méthodologie d'AiDR

3.2.1. Synthèse des apports de la théorie de l'évidence et des RFC

Le choix de la théorie de l'évidence et des réseaux de fonctions de croyances permet de réduire l'incertain sur l'ensemble du processus d'appréciation des risques de l'AiDR. Nous proposons ici une synthèse des différents apports sur les phases de l'appréciation des risques par rapport aux enjeux identifiés dans la section 2.2.4.1.

En ce qui concerne la phase d'identification des risques, le choix de la théorie de l'évidence permet de modéliser différentes formes d'expressions de la connaissance en proposant une généralisation des principaux cadres de modélisation. En effet, l'identification des risques est plus flexible et permet notamment aux experts de s'exprimer selon la façon la plus appropriée pour retranscrire leurs connaissances. Ces connaissances peuvent ensuite être modélisées dans le cadre le plus approprié puis modélisées dans la théorie de l'évidence.

Pour la phase d'analyse de risques, le choix de la théorie de l'évidence permet de coupler des quantifications probabilistes et extra-probabilistes des différents risques au sein d'un même cadre. Ainsi, les différentes quantifications par retour d'expérience ou par avis d'experts peuvent ensuite être unifiées dans un seul cadre pour mener l'analyse de risques. Le choix des réseaux évidentiels comme outil de modélisation permet de disposer d'un outil pour mener les analyses de risques disposant des mêmes avantages que les réseaux Bayésiens et plus adapté au traitement conjoint des deux types d'incertain.

Enfin, pour la phase d'évaluation des risques, le choix de la théorie de l'évidence permet d'obtenir une estimation d'indicateurs probabilistes des différents enjeux de sûreté, de disponibilité et de maintien du patrimoine dans la durée sous la forme d'un intervalle de probabilités imprécises dont les bornes présentent un réel intérêt pour l'aide à la décision. L'utilisation des réseaux de fonctions de croyance proposés par [Simon et al., 2008] permet également d'utiliser d'autres mesures associées aux réseaux Bayésiens tels que des facteurs d'importance adaptés aux réseaux de fonctions de croyances [Simon et al., 2012].

Au final, la théorie de l'évidence et les réseaux de fonctions de croyances permettent de mener l'ensemble de l'appréciation des risques en présence d'incertain aléatoire et épistémique grâce à un cadre de modélisation et un outil de modélisation dont la flexibilité permet de réduire la présence d'imperfections lors de l'identification des connaissances et lors de leur analyse. La Figure 2-22 propose une synthèse du processus allant de l'identification des risques à leur modélisation dans les réseaux de fonctions de croyances.

Si le choix de la théorie de l'évidence et des réseaux de fonctions de croyance permet de répondre aux trois principaux enjeux énoncés par [Zio, 2009] pour la modélisation et le traitement de l'incertain, il est cependant nécessaire de s'attaquer à certains verrous qui y sont associés dans un objectif de supporter l'incertain sur l'ensemble de l'appréciation des risques (Tableau 2-13). Leur résolution doit permettre à la fois de profiter de la flexibilité offerte par la théorie de l'évidence pour la quantification des risques et d'adapter la méthodologie d'AiDR à l'utilisation des réseaux de fonctions de croyances pour l'analyse et l'évaluation des risques.

Dans les sections suivantes, nous identifions les contributions nécessaires pour la résolution de ces verrous.

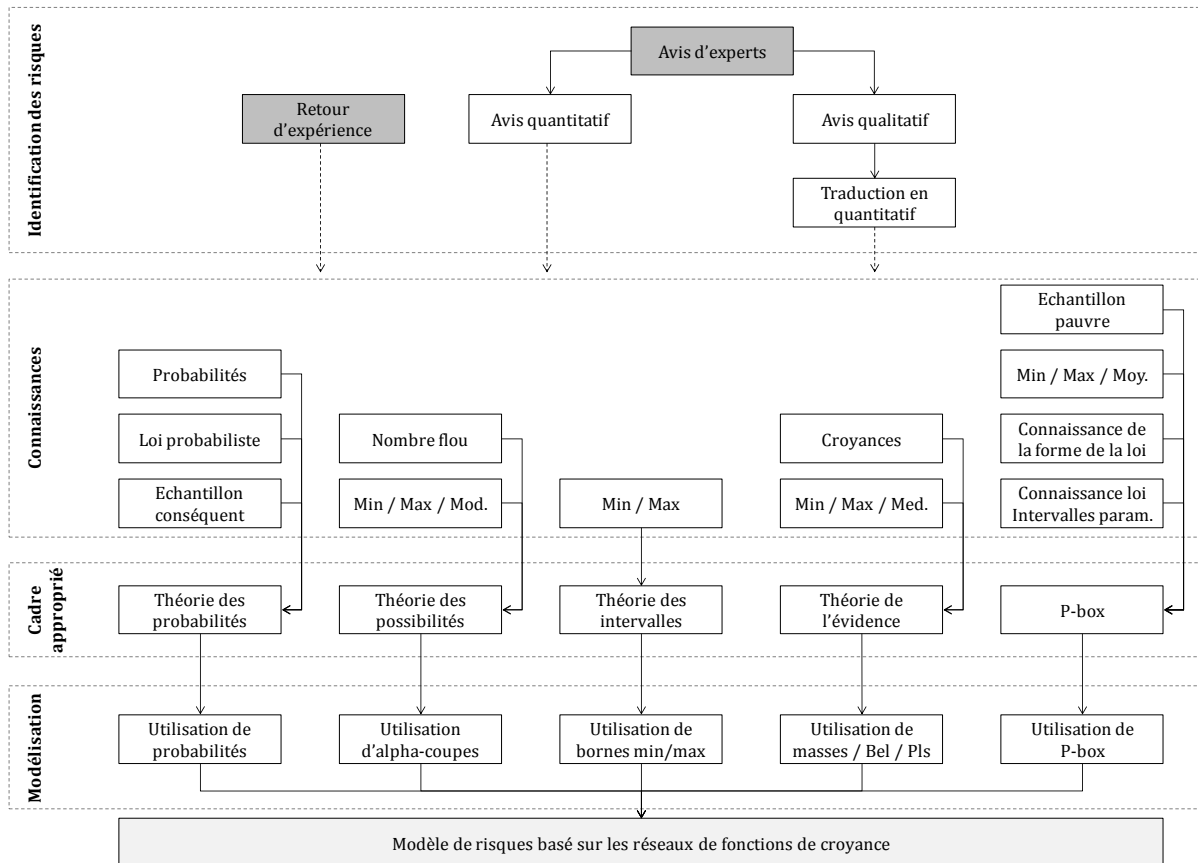


Figure 2-22. Utilisation de la théorie de l'évidence et des RFC pour l'appréciation des risques

3.2.2. Contributions à la réduction des biais dans les avis d'experts

La première problématique énoncée dans le Tableau 2-13 concerne le fait de disposer d'outils d'identification des risques adaptés aux différents types de connaissances et d'incertains.

Comme nous l'avons vu dans la section 2.1.3.1 de ce chapitre, la principale difficulté rencontrée dans la quantification des risques par avis d'experts réside dans la présence de biais, synonymes d'incertain épistémique. Si le choix de la théorie de l'évidence permet d'éliminer le biais de modélisation dans la phase d'identification par avis d'experts, la réduction des autres biais est nécessaire compte tenu de la problématique d'incertain dans laquelle s'inscrit nos travaux.

Dans le cas de l'AiDR, la collecte des avis d'experts est principalement utilisée pour l'analyse de risques humains et organisationnels dans le modèle de barrière de l'AiDR. Si leur utilisation pour le niveau organisationnel est bien défini grâce au recours à des approches spécifiques d'analyses organisationnelles, leur utilisation pour la quantification des items caractérisant les actions humaines de maintenance ou de conduite et des liens d'influence au sein du modèle de barrières est encore peu formalisée [Léger, 2009]. Ces collectes ne reposent actuellement que sur des entretiens libres menés avec des experts qui sont ensuite interprétés par l'analyste pour quantifier les différents risques. Cette quantification se fait en s'appuyant sur des grilles d'élicitation présentées dans le Chapitre 1 et rappelées dans [Duval et al., 2012b].

Le manque de formalisation du recueil d'avis d'experts dans la méthodologie d'AiDR peut ainsi engendrer de l'incertain à différentes étapes du processus d'élicitation par avis d'experts. Afin de réduire cet incertain, il convient d'identifier les biais pouvant être réduits ainsi que les moyens de les réduire. Une fois les sources potentielles de biais identifiées, l'enjeu principal est de proposer des supports de collecte permettant de les supprimer ou à défaut de ne pas les favoriser. Sur la base des travaux de [Cleaves, 1986], [Booker et Meyer, 1993] proposent une démarche générale de réduction des biais en cinq étapes et telle que définie dans la Figure 2-23. Cette démarche confirme que la réduction des biais dans la phase d'identification des risques passe principalement par l'identification des biais (étape 1) et l'adaptation des outils de recueil afin d'éviter leur introduction (étape 2). Les autres étapes concernent la phase de recueil.

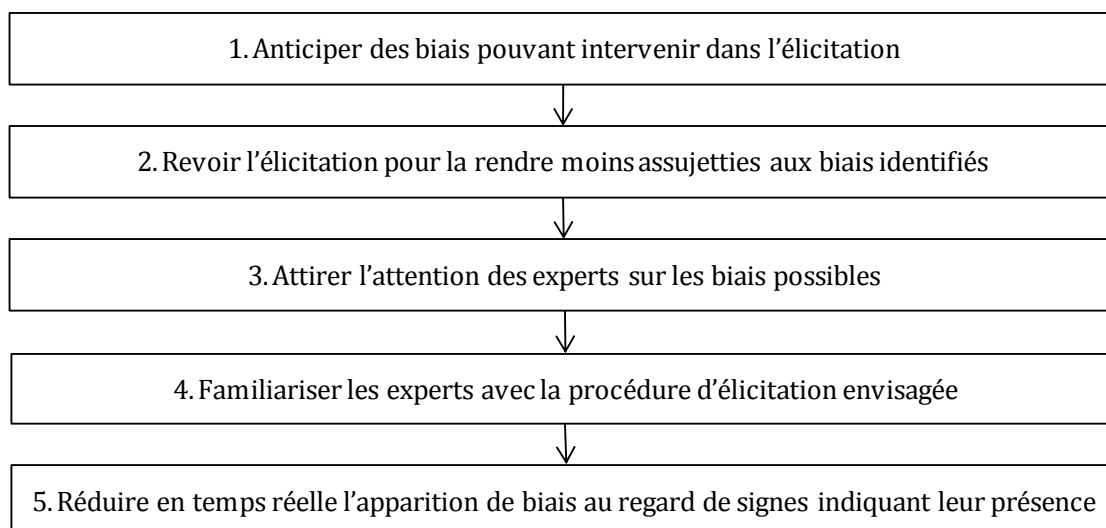


Figure 2-23. Processus de réduction des biais selon [Booker et Meyer, 1993]

Nous proposons dans le Tableau 2-17 une synthèse des différentes possibilités de réduction des biais présentés dans la section 2.1.3.1. Il illustre principalement le rôle que jouent les outils associés à la collecte des avis d'experts dans la réduction des biais.

Sources	Types de biais	Réduction du biais
		Moyen de réduction envisagé
Biais cognitifs	Discrimination mémorielle	Simplifier au maximum les questions
Biais motivationnels	Effet de cobaye	Préférer les entretiens individuels si métiers différents Faire un entretien collectif si recherche de consensus
	Pression de situation	Bien définir les enjeux de l'étude
Biais de l'analyste	Effet de contraste	Permettre d'exprimer toute la connaissance Prise en compte des différences (tab. hiérarchisation)
	Biais de sélection	Diversifier les experts (expérience, position, etc.)
Biais de techniques	Erreur d'interprétation de la question	Eviter les ambiguïtés dans les questions Fournir des détails sur les questions
	Erreur d'interprétation de la réponse	Permettre d'exprimer toute sa connaissance Formaliser la traduction vers du quantitatif

Tableau 2-17. Principaux moyens de réduction des biais dans la collecte des avis d'experts

Les biais cognitifs sont difficilement réductibles puisqu'il est difficile de déterminer de façon objective ce qui est biaisé et ce qui ne l'est pas. Les biais motivationnels peuvent être réduits en rendant le processus anonyme (par exemple, avec des recueils individuels). Les biais associés à l'évaluateur et aux techniques de collecte sont quant à eux plus facilement appréhendés. En effet, la réduction de ces biais réside principalement dans la façon de collecter et de représenter les avis formulés par les experts.

Le choix de la théorie de l'évidence comme cadre de modélisation conjoint des incertains aléatoires et épistémiques contribue en partie à la réduction des effets de contraste et des biais de techniques liés au cadre de modélisation des connaissances. De façon générale, les autres biais peuvent être anticipés voire réduits dès la construction des supports utilisés pour l'élicitation des avis d'experts. Le Tableau 2-17 permet d'identifier plusieurs principes généraux favorisant la réduction de biais grâce aux d'outils de collecte :

1. Permettre aux experts d'exprimer l'ensemble de leurs connaissances en leur proposant des outils flexibles par rapport aux types et expressions des connaissances possibles.
2. Lever toute ambiguïté dans la phase d'élicitation, notamment en simplifiant au maximum les questions posées et en fournissant des explications claires sur ces dernières.
3. Permettre une traduction cohérente et flexible des données qualitatives vers des données quantitatives lorsque cela est nécessaire.

Afin de satisfaire à ces principes, différents travaux ont été proposés concernant la construction des outils de recueil des avis d'experts. Parmi les principaux travaux nous pouvons citer :

- [Payne, 1951] rappelle que les questions doivent être adaptées aux experts interrogés afin qu'ils les comprennent, leur but et l'utilisation qui sera faite de leur réponses.
- [Meyer, 1986] préconise une désagrégation des questions pour limiter la connaissance apportée par chacune d'elles et contribuer à plus de précision [Armstrong et al., 1975].
- [Waterman, 1986] traite de la granularité associée à l'analyse. Il préconise d'utiliser plusieurs questions successives lorsque la profondeur de l'étude est importante.
- [Roberts, 1994] ou [Miller, 1956] préconisent de limiter à sept possibilités de réponses différentes en lien avec la capacité mentale à manipuler des informations différentes.
- [Cooke et Goossens, 1999] proposent une procédure permettant d'aboutir à des avis d'experts structurés pour les phases de pré-élicitation, d'élicitation et de post-élicitation.
- [Lannoy et Procaccia, 2001] rappellent les approches les plus couramment utilisées pour la méthode de questionnement directe avec les probabilités directes, les échelles continues de probabilité ou encore les comparaisons par paires.

Partant de ces éléments, nous identifions que le défi principal lié à la réduction de l'incertain dans la phase d'identification des risques est de limiter à la fois les ajouts et les pertes sémantiques lors de la collecte des avis d'experts. Afin de formaliser le recueil d'avis d'experts et éviter l'introduction de biais dans ces derniers, il convient de disposer d'outils de collecte :

1. **Flexibles aux différentes expressions des connaissances** des experts et répondant aux exigences précédemment définies en termes de réduction des biais.
2. **Permettant de faciliter le passage à des données quantitatives** lorsque les experts s'expriment de façon qualitative afin de coupler l'ensemble des réponses dans le modèle.

Les différents outils peuvent être des questionnaires d'élicitation documentés ou des grilles de quantification et de hiérarchisation. Ils font l'objet de notre première contribution scientifique.

3.2.3. Contributions pour l'analyse et d'évaluation des risques

Les trois dernières problématiques énoncées dans le Tableau 2-13 concernent tout d'abord le fait de disposer à la fois d'un outil d'analyse de risques capable de traiter des problèmes d'incertain aléatoire et épistémique pour des systèmes complexes. Elles concernent également le fait de disposer d'outils d'évaluation des risques permettant de retranscrire la présence d'incertain épistémique dans les résultats ainsi que la contribution des différentes variables du modèle sur les variables d'intérêt.

Comme nous l'avons précisé précédemment, le choix de la théorie de l'évidence comme cadre de modélisation et traitement conjoints des incertains aléatoires et épistémiques implique l'utilisation des réseaux évidentiels pour construire le modèle de risques et mener les phases d'analyse et d'évaluation des risques.

Le premier challenge en lien avec le choix des réseaux évidentiels est d'adapter le modèle de risques de l'AiDR à ce nouveau formalisme. Si, comme nous l'avons vu dans la section 3.1.3, les deux formalismes sont semblables au niveau de leur structure (niveau qualitatif), leur paramétrisation (niveau quantitatif) diffère. En effet, la notion de Tables de Probabilités Conditionnelles (TPC) est remplacée par celle de *Tables de Masses Conditionnelles* (TMC).

Afin d'adapter la paramétrisation du modèle de risques, il convient notamment de proposer des structures similaires à celles définissant les relations entre les variables dans les réseaux Bayésiens. Si ce point est déjà en partie résolu par des travaux comme ceux de [Simon et Weber, 2009] pour l'utilisation de certaines structures logiques dans les réseaux évidentiels, il est nécessaire, entre autres, d'adapter le modèle de risques à la présence de différentes expressions des connaissances. Cette adaptation nécessite notamment de :

1. **Proposer une adaptation du modèle de barrière de l'AiDR à son équivalent dans les réseaux évidentiels.** Cela passe par la prise en compte de l'incertain dans la structure de Leaky Noisy-OR support au modèle de barrière.

Le second challenge concerne la phase d'évaluation des risques en vue d'une prise de décision. Le choix de la théorie de l'évidence comme cadre de modélisation de l'incertain pour l'AiDR induit des résultats sous formes de probabilités imprécises sur les variables d'intérêt (mesures de croyance et de plausibilité). De fait, l'évaluation des risques et la prise de décision associée ne sont plus aussi triviales que lors de l'obtention d'une valeur scalaire de probabilité.

L'évaluation des risques dans l'AiDR repose principalement sur des hiérarchisations et des cartographies des risques. Les résultats fournis par l'analyse de risques permettent également d'estimer les enjeux de sûreté, de disponibilité et de maintien du patrimoine dans la durée. Une fois l'analyse menée, l'objectif est de comparer les différents résultats avec des seuils (valeurs scalaires ou plage de valeurs) à ne pas dépasser comme nous l'avons expliqué dans la section 2.2.3.

Les hiérarchisations proposées par l'AiDR sont plus difficiles à déterminer en présence d'incertain. En effet, si les hiérarchisations permettent une relation d'ordre total en présence de valeurs scalaires, elles impliquent très souvent des relations d'ordres partielles en présence de probabilités imprécises. En d'autres termes, les intervalles de criticité associée aux éléments à hiérarchiser ne permettent parfois pas de les distinguer (criticités non disjointes) ce qui conduit à un ordre partiel et non plus un ordre total comme c'est le cas avec des valeurs scalaires.

Pour résumer, comme nous l'avons précisé dans la section 2.2.3, la prise de décision en présence d'incertain sur les variables d'intérêt peut être rendue difficile. Il convient donc de réduire l'incertain sur la variable d'intérêt afin de se retrouver dans une situation d'acceptation ou de rejet facilitant la prise de décision ou, le cas échéant, fournissant des éléments pour la prise de décision. La réduction de l'incertain passe nécessairement par l'identification des contributeurs à l'incertain sur la variable d'intérêt afin d'identifier les variables du modèle sur lesquels il convient de réduire l'incertain.

Afin d'aider la prise de décision en présence d'incertain sur les variables d'intérêt, il faut donc s'intéresser à :

1. **Proposer des outils d'évaluation des risques en univers incertain** permettant de retranscrire la présence d'incertain à la fois aléatoire et épistémique dans les résultats. Ces outils doivent aider à la prise de décision en s'appuyant principalement sur des adaptations des outils déjà utilisés (cartographies, hiérarchies, etc.)
2. **Proposer une méthode d'identification des contributeurs à l'incertain** permettant d'évaluer l'incertain sur les variables du modèle ainsi que les sources d'incertain qui participent le plus à l'incertain sur les variables d'intérêt ainsi que leur importance (hiérarchisation des incertains « résiduels »). Cette méthode doit permettre de cibler les variables sur lesquelles agir pour essayer de réduire l'incertain épistémique sur les variables d'intérêts lorsque la prise de décision est difficile.

Au final, la problématique de modélisation et de traitement de l'incertain dans l'AiDR nous amène à proposer cinq contributions correspondant aux problématiques identifiées dans le Tableau 2-13 (Tableau 2-18).

Phases	Contributions identifiées
Identification	Proposition d'outils de collecte flexibles aux différents expressions des connaissances des experts et favorisant la réduction des biais.
	Proposition d'outils permettant de faciliter le passage à des données quantitatives lorsque les experts s'expriment de façon qualitative.
Analyse	Proposition d'adaptations du modèle de risques de l'AiDR pour une utilisation avec les réseaux de fonctions de croyances.
Evaluation	Proposition d'outils d'évaluation des risques en univers incertain permettant de transcrire la présence d'incertains aléatoires et épistémiques dans les résultats.
	Proposition d'une méthode d'identification des contributeurs à l'incertain pour identifier les sources contribuant le plus à l'incertain sur les variables d'intérêt et leur importance.

Tableau 2-18. Synthèse des contributions identifiées pour le traitement de l'incertain dans l'AiDR

4. Conclusion

Dans ce chapitre, nous nous sommes intéressés à la problématique concernant la modélisation et le traitement de l'incertain dans les analyses de risques multidisciplinaires. Afin d'identifier et positionner nos contributions par rapport à cette problématique, nous avons positionné les différents enjeux liés à la présence d'incertain dans les phases d'identification, d'analyse et d'évaluation des risques ainsi qu'aux verrous associés.

Partant de la définition des différents types et expressions des connaissances, nous avons caractérisé les deux principaux types d'incertain : l'incertain aléatoire et l'incertain épistémique. Afin d'effectuer l'analyse des connaissances, nous nous sommes intéressés au cadre de modélisation probabiliste classiquement utilisé. Nous avons identifié ses limites en termes de traitements conjoints des deux types d'incertains, notamment pour la notion d'ignorance partielles ou totale. Nous avons ensuite étudié des cadres de modélisation extra-probabilistes offrant des alternatives au traitement de connaissances incertaines tels que la théorie des intervalles, la théorie des possibilités ou encore la théorie de l'évidence. La comparaison des différents cadres de modélisation nous a permis d'identifier les possibilités offertes par chacun d'eux en vue d'une modélisation cohérente des différentes expressions des connaissances.

Dans la seconde partie nous avons particularisé le traitement de connaissances incertaines au cas particulier des analyses de risques multidisciplinaires. Après avoir identifié les deux principales sources de connaissances que sont le retour d'expérience et les avis d'experts, nous avons conforté la présence d'incertain aléatoire et épistémique dans les analyses de risques. Nous avons ensuite passé en revue l'utilisation des différents cadres de modélisation pour la quantification des risques. Nous avons mis en évidence les enjeux associés à la collecte et à la fusion des connaissances ainsi qu'à l'évaluation des risques en présence de connaissances incertaines. Puis nous avons mis en exergue le rôle que joue le choix du cadre de modélisation pour la réduction globale de l'incertain. Enfin, nous avons défini les problématiques associées à ces enjeux en terme d'outils de collecte, de modèle de risques et d'outils pour la prise de décision en univers incertain.

Dans la dernière partie de ce chapitre nous nous sommes intéressés au cas particulier de la méthodologie d'AiDR. Après avoir identifié les limites imposées par l'utilisation du cadre probabiliste pour l'identification des risques par avis d'experts, nous avons identifié les besoins liés au changement du cadre de modélisation ainsi que les critères de choix. Nous avons notamment discuté et justifié le choix de la théorie de l'évidence comme cadre alternatif au cadre probabiliste pour la modélisation et le traitement de l'incertain dans l'AiDR. Nous avons ensuite argumenté le choix des réseaux évidentiels proposés par [Simon et al., 2008] comme nouveau formalisme pour le modèle de risques de l'AiDR. Après avoir synthétisé l'apport de ces choix en termes de traitement de l'incertain dans l'AiDR, nous avons identifié les contributions nécessaires en termes d'identification, d'analyse et d'évaluation des risques pour contribuer à la réduction de l'incertain.

Le chapitre suivant propose par conséquent de fonder et de détailler les contributions portant sur la collecte flexible et cohérente des avis d'experts, les adaptations du modèle de risques de l'AiDR à son utilisation avec les réseaux de fonctions de croyances et les outils permettant l'évaluation des risques et la prise de décision en présence de résultats incertains.

CHAPITRE 3

Contributions à la modélisation et au traitement de l'incertain

INTRODUCTION	103
1. IDENTIFICATION DES RISQUES PAR AVIS D'EXPERTS	104
1.1. RECUEIL QUALITATIF DES AVIS D'EXPERTS	104
1.1.1. Processus de construction du questionnaire.....	104
1.1.2. Questionnaire pour l'élicitation des barrières	107
1.1.2.1. Etape 1 : Identification des caractéristiques	107
1.1.2.2. Etape 2 : Définition des questions	108
1.1.2.3. Etape 3 : Grille pour l'analyse des questions	109
1.1.2.4. Etape 4 : Analyse des questions.....	110
1.1.2.5. Etape 5 : Finalisation du questionnaire.....	111
1.2. RECUEIL QUANTITATIF DES AVIS D'EXPERTS	112
1.2.1. Quantification des paramètres du modèle.....	113
1.2.1.1. Quantification des facteurs d'influence.....	113
1.2.1.2. Quantification des distributions a priori	116
1.2.2. Expression de préférences.....	117
1.3. BILAN SUR LES OUTILS DE QUANTIFICATION MIS EN PLACE.....	119
1.3.1. Synthèse des outils proposés.....	119
1.3.2. Contribution à la réduction des biais	120
2. CONSTRUCTION DU MODELE EVIDENTIEL DE RISQUES	121
2.1. STRUCTURATION QUALITATIVE DU MODELE.....	121
2.1.1. Traduction du modèle AiDR en réseaux évidentiels	121
2.1.2. La notion de tables de masses	125
2.1.2.1. Représentation générale d'une table de masses	125
2.1.2.2. Les ensembles focaux dans l'AiDR.....	126
2.2. PARAMETRISATION DU MODELE	127
2.2.1. Modélisation et quantifications	128
2.2.1.1. Quantification par des distributions de probabilités	128
2.2.1.2. Quantification par des intervalles de probabilités	130
2.2.1.3. Quantification par des distributions de possibilités.....	131
2.2.2. Utilisation de portes logiques évidentielles	133
2.2.2.1. Présentation des logiques évidentielles ET/OU	133
2.2.2.2. Utilisation des logiques ET et OU dans l'AiDR.....	135
2.2.2.3. Utilisation de relations logiques dans l'AiDR.....	136
2.2.3. Proposition d'un Leaky Noisy-OR évidentiel.....	136
2.2.3.1. Rappels sur le Noisy-OR et le Leaky Noisy-OR.....	137
2.2.3.2. Proposition d'un Leaky Noisy-OR évidentiel	138
2.2.3.3. Particularisation au Noisy-OR et OU évidentiels.....	140
2.2.3.4. Modélisation évidentielle des barrières.....	141
2.2.4. Synthèse sur les moyens de paramétrisation.....	142
3. EXPLOITATION DU MODELE DE RISQUES	142
3.1. ANALYSE DES RISQUES.....	143
3.1.1. Inférence pour le pronostic et le diagnostic.....	143
3.1.1.1. L'inférence en présence de nombres flous.....	143
3.1.1.2. Résultats issus du pronostic et du diagnostic.....	145
3.1.2. Support de représentation des résultats de l'analyse.....	145
3.1.2.1. FAR/FDR et autres facteurs d'importance.....	145
3.1.2.2. Cartographies et hiérarchisations	146
3.2. EVALUATION DES RISQUES	148
3.2.1. Réduction de l'incertain (cas général)	148
3.2.2. Réduction de l'incertain dans le cas particulier de l'AiDR	149
3.2.2.1. Principaux contributeurs à l'incertain	149
3.2.2.2. Principaux moyens de réduction et de décalage de l'incertain	150
3.2.3. Exploitation des résultats incertains pour la prise de décision.....	151
3.2.3.1. Comportement de l'analyste face à l'incertain	151
3.2.3.2. La transformée pignistique : outil d'aide à la décision	152
3.2.3.3. Exemples d'utilisation dans l'AiDR.....	152
4. CONCLUSION	154

Introduction

Ce chapitre présente les contributions principales sur les verrous identifiés dans le Chapitre 2 en termes de collecte des avis d'experts, de modélisation évidentielle des risques et de prise de décision en présence de résultats contenant de l'incertain épistémique.

Compte tenu de l'absence de formalisation du recueil d'avis d'experts pour la quantification du modèle de barrière de l'AiDR, nous proposons dans la première partie des outils de collecte pour aider à ce recueil. Ils visent principalement à réduire les biais de techniques associés au recueil. Ces outils s'intéressent à la quantification des connaissances a priori sur les items et les différents facteurs d'influence. Dans un premier temps, nous nous intéressons à la construction d'un questionnaire permettant d'élucider la connaissance d'un expert sur l'ensemble des caractéristiques d'une barrière. Dans un second temps, nous proposons de compléter ce questionnaire par d'autres outils permettant de quantifier les connaissances a priori sur les items ainsi que les différents facteurs d'influence du modèle de barrière de l'AiDR. Ces outils s'appuient notamment sur des grilles de quantification et des grilles de hiérarchisation.

Dans la seconde partie, nous nous intéressons à la construction du modèle de risques de l'AiDR sous forme de réseaux évidentiels. Nous nous focalisons initialement sur la phase qualitative visant à traduire les différentes relations entre les variables sous forme d'un réseau évidentiel. Pour ce faire, nous proposons un processus global de construction du modèle de risques de l'AiDR. Pour la phase quantitative, nous nous intéressons à la paramétrisation des tables de masses associées aux différentes variables. Pour définir ces tables de masses, nous précisons ensuite les transformations existantes entre les cadres de modélisation de l'incertain et la théorie de l'évidence. Pour les variables dont les relations sont définies par des relations logiques, nous présentons les portes logiques évidentielles existantes. Nous proposons ensuite une porte logique évidentielle Leaky Noisy-OR pour la modélisation des barrières de l'AiDR. Enfin, nous établissons une synthèse des différents moyens de quantifier les tables du modèle évidentiel.

Dans la dernière partie de ce chapitre, nous abordons l'exploitation du modèle de risques pour les phases d'analyse et d'évaluation des risques. Pour l'analyse des risques, nous précisons le mécanisme d'inférence utilisé ainsi que les précautions à prendre pour son utilisation en présence de nombres flous ou de distributions de possibilités. Puis nous présentons les principaux résultats associés aux phases de pronostic et de diagnostic. Nous nous intéressons à la phase d'exploitation de ces résultats en vue d'une prise de décision. En ce sens, nous présentons des versions incertaines des facteurs d'importances associés à l'AiDR. Nous nous focalisons ensuite sur la problématique de hiérarchisation lorsque les résultats présentent de l'incertain épistémique. Après avoir illustré la difficulté de hiérarchisation, nous proposons un processus visant à identifier les contributeurs à l'incertain et à lever les situations d'ambiguïté, puis différents moyens de prendre une décision en présence d'incertain résiduel.

1. Identification des risques par avis d'experts

Compte tenu de l'absence de formalisation du recueil d'avis d'experts pour la quantification du modèle de barrière de l'AiDR, cette section vise à proposer des outils de collecte pour aider à ce recueil. Ils ont pour objectif principal de permettre la réduction des biais de techniques et l'incertain associé au recueil. Ces outils s'appuient notamment sur un questionnaire documenté, des grilles de quantification ainsi que des grilles de hiérarchisation.

1.1. Recueil qualitatif des avis d'experts

Le recueil d'avis d'experts repose sur un processus tel que celui présenté dans le Chapitre 2 (Figure 2-12). Pour mener le recueil il convient de disposer de différents outils qui sont définis dans la phase de pré-élicitation. Nous nous intéressons ici à l'étape d'élaboration d'un questionnaire d'élicitation. En effet, la quantification des risques par avis d'experts est a minima qualitative (et au mieux quantitative si l'expert est en capacité à exprimer sa connaissance sous la forme de valeurs numériques). Cette section vise donc à mettre en place un questionnaire structuré et documenté permettant de recueillir la connaissance de l'expert sur les éléments différents à éliciter.

1.1.1. Processus de construction du questionnaire

Pour définir le contenu du questionnaire permettant l'élicitation des différentes paramètres d'une barrière, nous proposons de définir un *processus de construction* tel que présenté dans la Figure 3-1. Nous proposons ici de détailler les différentes étapes de ce processus ainsi que leur objectif avant de l'appliquer dans la section suivante et de présenter le questionnaire obtenu.

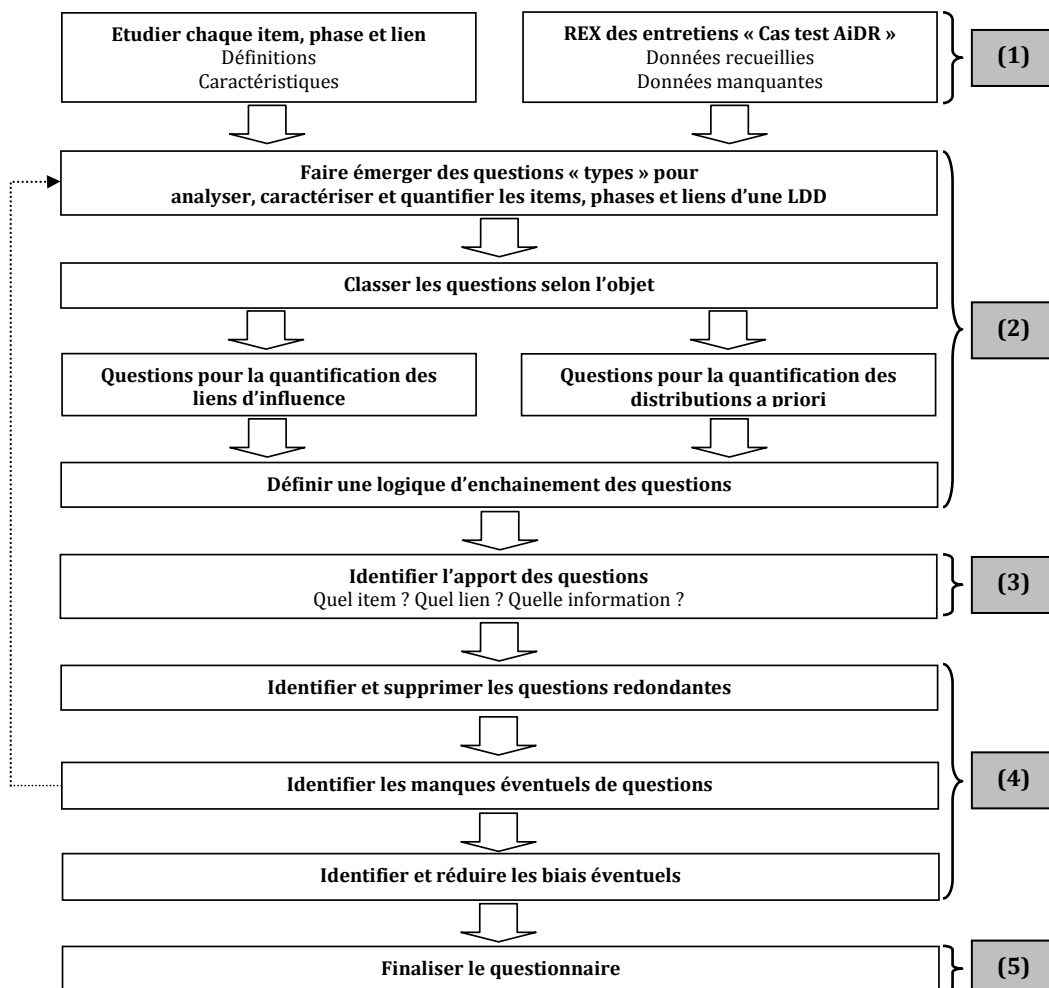


Figure 3-1. Processus de construction du questionnaire

L'étape (1) vise à étudier les éléments sur lesquels doit porter le questionnaire. Pour ce faire, nous identifions les définitions et les principales caractéristiques de chacun des éléments. Cette identification permet de cibler ceux sur lesquels doivent porter les questions. Pour cela, nous nous appuyons principalement sur le guide méthodologique de l'AiDR de [Duval et Léger, 2008] qui propose une synthèse des définitions et caractéristiques principales des items et des phases d'une barrière. Afin de compléter ces informations, nous utilisons également le retour d'expérience de l'élicitation réalisée pour la quantification initiale des barrières du cas test de cette thèse [Duval et Fallet, 2010]. Ce retour d'expérience nous permet d'identifier la façon dont les connaissances ont été recueillies et les manques identifiés lors de cette collecte.

L'étape (2) consiste, sur la base des éléments identifiés dans l'étape 1, à faire émerger des questions types. Elles doivent permettre d'obtenir des connaissances en vue de la quantification des distributions a priori sur les items et des facteurs d'influence. Afin de faciliter la structuration du questionnaire, il convient d'ordonner les questions selon les items, les phases et les facteurs d'influence auxquels elles sont associées. Sur ce point, nous choisissons de structurer le questionnaire selon les phases puis selon les items de ces phases.

L'étape (3) vise à analyser la liste de questions issues de l'étape 2. L'objectif est d'identifier les connaissances fournies par chaque question. Nous proposons ainsi d'identifier les éléments pour lesquels une réponse à une question peut potentiellement apporter de la connaissance. Pour ce faire, nous proposons d'utiliser une grille telle que celle proposée dans la Figure 3-2. Cette grille peut également permettre de restructurer le questionnaire si besoin. En effet, elle présente l'intérêt de permettre l'identification des questions se rapportant à un même élément (distributions a priori ou facteur d'influence) et facilite ainsi les regroupements de questions en vue d'organiser de façon logique le questionnaire final. Cette grille est également utile au moment de documenter le questionnaire.

	Distributions a priori									Facteurs d'influence											
	De	Ai	Fo	Ex	Rcc	Fe	Gcdg	Cao	Rex	De-P	Ai-P	Fo-P	Ex-R	Rcc-R	Fe-R	Gcdg-R	Cao-C	Rex-C	P-Action	R-Action	C-Action
Question 1																				X	
Question 2																			X	X	X
...																					
Question i						X									X						
...																					
Question n			X																		

Figure 3-2. Grille permettant l'analyse des questions

L'étape (4), sur la base de la grille proposée dans la Figure 3-2, a pour but d'identifier les questions redondantes ainsi que les manques et biais éventuels. Pour ce faire, une analyse de la grille est menée selon deux mesures : la pertinence et la quantité des questions.

La pertinence des questions correspond au fait d'évaluer l'apport en connaissances de chaque question. Cela revient à étudier la grille par ses lignes (Figure 3-3). Par exemple, la question *i* apporte de la connaissance sur la quantification de la distribution a priori sur l'item *Fe* et sur le facteur d'influence entre *Fe* et la phase de réalisation. Nous déterminons ainsi le nombre d'informations pouvant être apportées par une question en déterminant pour chacune d'elles le nombre d'éléments potentiellement concernés par la réponse (Figure 3-4).

La Figure 3-4 peut être analysée par rapport à la moyenne d'éléments par question (ici la ligne pointillée) ou par rapport aux extrêmes (beaucoup ou peu d'éléments concernés par la question, par rapport à la moyenne). Les extrêmes hauts permettent principalement d'identifier des questions trop complexes ou trop générales. Ces questions sont alors soit redondantes avec d'autres soit nécessitent un niveau de détail plus fin afin d'éviter un biais cognitif (par exemple, en les décomposant en sous-questions). Les extrêmes bas peuvent mettre en évidence soit des questions trop spécifiques soit manquant d'intérêt par rapport aux autres. Toutefois, ces extrêmes peuvent être justifiés. En effet, il est normal d'avoir des extrêmes bas pour des questions bien spécifiques et des extrêmes hauts pour des questions dont l'objectif est de permettre à l'expert d'exprimer de la connaissance sur une multitude d'éléments (par exemple, lorsque l'on demande à l'expert de présenter l'action dans ses grandes lignes).

	Distributions a priori									Facteurs d'influence											
	De	Ai	Fo	Ex	Rcc	Fe	Gcdg	Cao	Rex	De-P	Ai-P	Fo-P	Ex-R	Rcc-R	Fe-R	Gcdg-R	Cao-C	Rex-C	P-Action	R-Action	C-Action
Question 1						▲														X	
Question 2																			X	X	X
...																					
Question i					X										X						
...																					
Question n				X																	

Figure 3-3. Analyse horizontale de la grille d'analyse des questions

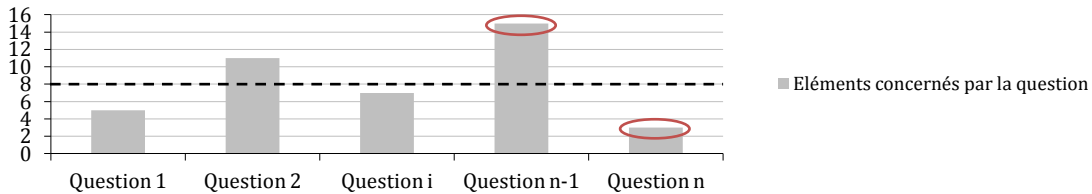


Figure 3-4. Evaluation de la pertinence des questions

La *quantité de questions* permet d'évaluer à la fois le nombre total de questions mais aussi et surtout le nombre de questions par élément à quantifier. Cela revient à étudier la grille par ses colonnes (Figure 3-5). Par exemple, le facteur d'influence entre la phase de réalisation et l'efficacité d'une barrière peut être quantifié en s'appuyant sur les questions 1 et 2. Nous déterminons ainsi pour chaque élément à quantifier le nombre de questions pouvant apporter de la connaissance à ce sujet (Figure 3-6).

La Figure 3-6 peut être analysée par rapport à la *moyenne de questions par élément à quantifier* (ici la ligne pointillée) ou par rapport aux *extrêmes* (beaucoup ou peu de questions associées à un élément). Les extrêmes permettent notamment d'identifier les distributions a priori ou facteurs d'influence pour lesquels le questionnement est trop faible et nécessite la recherche de questions supplémentaires. Au contraire, les extrêmes hauts peuvent mettre en évidence des redondances entre questions. On note toutefois que ces extrêmes peuvent se justifier pour certains éléments. Par exemple, l'étude de l'item Délégation peut comprendre à la fois des questions « de base » et des questions sur des délégations particulières (par exemple, une sous-traitance de l'action). Ainsi, même si nous avons vingt questions pour cet item, cela ne signifie pas qu'elles seront toutes posées à un expert. De même, les extrêmes bas peuvent être dus à des éléments ayant peu de caractéristiques à analyser.

	Distributions a priori									Facteurs d'influence											
	De	Ai	Fo	Ex	Rcc	Fe	Gcdg	Cao	Rex	De-P	Ai-P	Fo-P	Ex-R	Rcc-R	Fe-R	Gcdg-R	Cao-C	Rex-C	P-Action	R-Action	C-Action
Question 1																				X	
Question 2																			X	X	X
...																					
Question i					X										X						
...																					
Question n			X																		

Figure 3-5. Analyse verticale de la grille d'analyse des questions

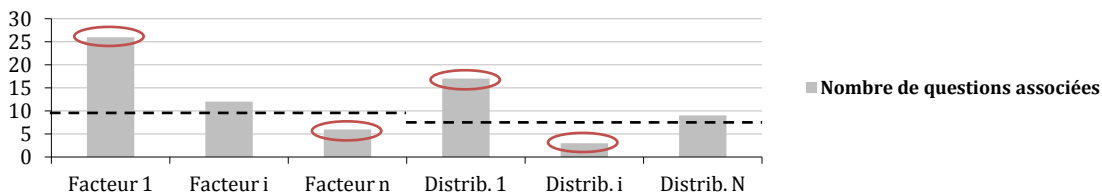


Figure 3-6. Evaluation de la quantité des questions

En cas d'identification de manque dans les questions proposées, nous itérons sur l'étape 2 du processus de construction du questionnaire afin de faire émerger de nouvelles questions informatives et pertinentes.

L'étape (5) correspond à la finalisation du questionnaire. Une fois que l'ensemble des questions nécessaires à la quantification des distributions a priori et des facteurs d'influence ont été identifiées, le questionnaire est ordonné et documenté. La documentation comprend à la fois les questions mais aussi une description de chacune d'elles afin d'éviter les biais d'interprétation de la part de l'expert.

Finalement, le processus de construction du questionnaire que nous proposons repose sur :

1. Les fondements de la méthodologie d'AiDR proposés dans [Duval et Léger, 2008] et [Léger, 2009] pour définir les questions sur lesquelles doit porter l'élicitation. Le choix des questions s'appuie également sur le retour d'expérience obtenu lors de l'utilisation de recueil d'avis d'experts dans l'AiDR qui a mis en évidence les points principaux sur lequel doit porter le questionnaire [Duval et Fallet, 2010].
2. Un processus de contrôle permettant de repérer de façon simple les éventuels manques et redondances. Il aide ainsi au traitement de biais dès la construction du questionnaire en identifiant par exemple les questions trop générales ou trop complexes. Ainsi, le questionnaire peut être adapté en conséquence pour aboutir à une version finale minimisant les biais possibles.

La démarche appliquée à la construction du questionnaire pour l'analyse des barrières de l'AiDR est précisée dans la section suivante.

1.1.2. Questionnaire pour l'élicitation des barrières

1.1.2.1. Etape 1 : Identification des caractéristiques

Les Tableaux 3-1 et 3-2 présentent la définition des phases de préparation, de réalisation et de clôture ainsi que les principales caractéristiques des items (les définitions des items sont données dans l'Annexe 1). De ces définitions et caractéristiques, nous identifions les éléments sur lesquels doivent se focaliser les questions (en italique dans les tableaux). Par exemple, pour la phase de préparation, les questions doivent principalement porter sur le responsable de l'action, les documents et procédures ou encore la formation des opérateurs nécessaire. Pour la phase de réalisation, elles porteront plutôt sur l'expérience des opérateurs, l'applicabilité ou non du cahier des charges ou encore sur d'éventuelles conditions nécessaires à l'intervention pour la phase de réalisation. Enfin, pour la clôture, le questionnement portera sur les vérifications et contrôles nécessaires ainsi que les procédures de traçage des actions pour la phase de clôture.

Phase	Définition
Préparation	Etape qui permet l'organisation, la spécification et la <i>caractérisation de toutes les conditions nécessaires à la bonne exécution de l'intervention</i> (par le collectif de travail). Elle permet de choisir les moyens les mieux adaptés aux différentes exigences de coûts et de délais. La préparation des <i>moyens matériels</i> , par exemple, a pour but de permettre au personnel d'intervention de disposer, au moment du besoin, des matériels et outillages nécessaires.
Réalisation	Etape qui permet d'implanter l'intervention. Elle peut se décomposer en : <ol style="list-style-type: none"> 1. La mise en œuvre des moyens (faire exécuter les travaux prescrits avec les moyens en personnels et en matériels requis). 2. La coordination des moyens (assurer la réalisation des travaux dans les délais prescrits, dans le respect des règles et consignes spécifiques, de sécurité et d'interférences entre plusieurs interventions en particulier).
Clôture	Etape qui permet d'assurer la bonne intégration de l'intervention dans le système et de confirmer sa continuité. Elle peut se décomposer en différentes sous-étapes : <ol style="list-style-type: none"> 1. Le <i>contrôle des travaux</i> (<i>conformité</i> aux spécifications, au cahier des charges, aux règles formelles ou informelles de la qualité et des règles de l'art). 2. La <i>réception des travaux</i> (un travail est terminé lorsque les équipements ont satisfait aux <i>tests prescrits</i>, que le <i>compte rendu d'intervention</i> a été validé, que les <i>données documentaires</i> ont été collectées et que la zone de travail a été restituée). 3. L'analyse des informations collectées en cours et en fin de travaux (donner les informations en cours et en fin de travaux qui sont nécessaires à leur coordination, et au contrôle, et qui servent à alimenter les rapports et historiques de données capitalisables actualisées, qualitatives et quantitatives) et le retour d'expérience (rassembler toutes les informations exploitables pour capitaliser et valoriser l'expérience à des fins de progrès).

Tableau 3-1. Définition des phases de préparation, de réalisation et de clôture d'après [Léger, 2009]

Items	Contenu
De	<i>Responsabilité, organisation, rôle</i> dans cette organisation.
Ai	<i>Documents opératoires, règlements, consignes, appareils nécessaires</i> à la réalisation de l'action, ...
Fo	<i>Formations, REX, exercices.</i>
Ex	Interventions précédentes, exercices, <i>apprentissage</i> , connaissance et prise en compte du REX
Rcc	Action sous contrôle ou non, choix entre différentes solutions (coûts), concurrence entre sûreté/disponibilité/préservation des matériels, cahier des charges toujours <i>appliqué ?</i> , cahier des charges toujours <i>applicables ?</i>
Fe	<i>Complexité</i> de la tâche, documentation disponible sur place, informations disponibles, <i>conditions environnementales</i> détériorées sur place, temps d'intervention, adaptation de l'équipement, disponibilité pour l'exécution de la tâche, contrôle de la réalisation (mise en place des barrières identifiées dans les analyses précédentes), ...
Gcdg	<i>Communication</i> , coopération, gestion des erreurs, <i>récupération d'une erreur</i> d'intervention, adéquation des documents, <i>adéquation de la formation</i> , <i>coordination</i> en local/salle de commande/sous traitants, <i>adaptation des consignes</i> , improvisation, dispositions provisoires, <i>protocoles</i> , formalisation, vérification de l'adéquation de l'action aux objectifs.
Cao	Redondances, <i>vérifications</i> après la réalisation de l'action (surveillance de fin de chantiers), <i>critère de réussite et d'échec</i> de l'intervention.
Rex	REX, <i>prise en compte du REX</i> dans les procédures et dans l'organisation (bonnes), pratiques, légitimité à intervenir en fonction de l'expérience, qui fait le <i>contrôle</i> , quelle en est l'influence, ...

Tableau 3-2. Caractéristiques principales des items d'une barrière d'après [Léger, 2009]

1.1.2.2. Etape 2 : Définition des questions

Pour illustrer les étapes suivantes du processus, nous nous focalisons uniquement sur son application à la phase de préparation afin d'être plus pertinents et d'éviter trop de complications qui nuiraient à une compréhension aisée (l'ensemble du questionnaire²⁸ est en Annexe 3). Après avoir identifié les éléments sur lesquels focaliser les questions, nous définissons un ensemble de questions pour la phase de préparation (Figures 3-7 et 3-8). Elles portent à la fois sur la phase elle-même et sur les liens avec ses items. Elles s'attachent aussi bien à une comparaison entre le prescrit et le réel (distributions a priori) qu'à l'importance de chaque item pour l'efficacité de la phase (facteurs d'influence).

Le questionnaire est *dynamique* (ou modulaire). En effet, il vise à être le plus général possible et toutes les questions ne sont pas obligatoirement posées. De façon générale, certaines sous-questions seront posées si l'expert répond « oui » à une question et d'autres seront posées s'il répond « non ». Par exemple, les questions P28 à P40 sont spécifiques à une action sous-traitée.

P1	Quelle est la préparation nécessaire à la réalisation de l'action ?
P2	Qui est responsable du déroulement de l'action ?
P3	Quelle est sa place dans l'organisation ?
P4	L'action doit-elle être faite par des « spécialistes » ?
P5	L'action a -t- elle la possibilité d'être déléguée ?
P6	→ Si oui, par qui ?
P7	Si oui, à qui ?
P8	Si oui, sous quel « format » cela a lieu ? (formel/informel)
P9	→ Si non, pour quelles raisons ?
P10	Est-ce que l' (équipe d') opérateur(s) en charge de la réalisation de l'action change d'une fois sur l'autre ?
P11	→ Si oui, pourquoi ?
P12	Si oui, sous quelles conditions ?
P13	Si oui, y a -t- il des risques pour le bon déroulement de l'action ?
P14	Quelles sont les aides nécessaires pour réaliser l'action ?
P15	Des aides existent -t- elles pour les opérateurs réalisant l'action ?
P16	→ Si oui, quelles sont-elles ?
P17	Si oui, comment sont-elles mises à disposition des opérateurs ?
P18	Quelles sont les procédures nécessaires pour réaliser l'action ?
P19	Y a -t- il des procédures non prescriptives ?

Figure 3-7. Questions pour la phase de préparation et les items associés (partie 1)

²⁸ L'ensemble des questions a été validé par un expert de EDF. Elles seront de nouveau validées, et éventuellement complétées, lors des prochaines applications de la méthodologie d'AiDR.

- P20** Quels sont les outils nécessaires pour réaliser l'action ?
P21 Quels sont les outils mis à disposition des opérateurs ?
P22 L'action nécessite -t- elle certaines formations ou qualifications particulières ?
P23 Un opérateur non qualifié peut-il tout de même réaliser l'action ?
P24 → Si oui, quels sont les risques ?
P25 Y a -t- il un apprentissage de l'action avant la réalisation réelle de l'action ?
P26 → Si oui, comment ?
P27 → Si non, pourquoi ?
P28 L'action est-elle sous-traitée ?
P29 → Si oui, à qui ?
P30 Si oui, pourquoi ?
P31 Si oui, est-ce que l'entreprise a déjà réalisée cette action pour vous ?
P32 → Si oui, à combien de reprises ?
P33 Si oui, y a -t- il déjà eu des problèmes ?
P34 → Si non, est-ce qu'elle a déjà réalisée d'autres actions pour vous ?
P35 Si non, a -t- elle déjà réalisée des actions similaires (pour vous ou ailleurs) ?
P36 Si oui, de quelle façon se fait la délégation ?
P37 Si oui, la délégation est-elle partielle ou totale ?
P38 Si oui, la délégation est-elle permanente ou ponctuelle ?
P39 Si oui, quelle est son expérience dans ce type d'action ?
P40 Si oui, ses équipes travaillent elles avec les vôtres ?
P41 Quel est l'importance de la phase de préparation pour la bonne réalisation de l'action ?

Figure 3-8. Questions pour la phase de préparation et les items associés (partie 2)

1.1.2.3. Etape 3 : Grille pour l'analyse des questions

Dans cette étape, les questions issues de l'étape 2 sont analysées sous la forme d'une grille afin d'identifier la connaissance potentiellement apportée par chacune d'elle pour la quantification des distributions a priori et des liens d'influence. Cette étape permet de préparer l'analyse du questionnaire. Elle permet également de fournir des éléments pour la structuration logique du questionnaire. En effet, en fonction des connaissances pouvant être apportées par chaque question, ces dernières peuvent être classées selon l'ordre des items.

Le Tableau 3-3 illustre l'apport de chaque question en termes de connaissances à la fois pour la quantification des distributions a priori sur les items « délégation », « aides » et « formation » et celle de leurs influences respectives sur l'efficacité de la phase de préparation²⁹.

	Distributions a priori									Facteurs d'influence												
	De	Ai	Fo	Ex	Rcc	Fe	Gcdg	Cao	Rex	De-P	Ai-P	Fo-P	Ex-R	Rcc-R	Fe-R	Gcdg-R	Cao-C	Rex-C	P-Action	R-Action	C-Action	
P1										✓	✓	✓								✓		
P2	✓									✓												
P3	✓									✓												
P4										✓		✓	✓									
P5										✓												
P31				✓																		
P32				✓																		
P33	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓				
P34	✓																					
P35				✓																		
P36	✓																					
P37	✓									✓						✓						
P38	✓									✓												
P39				✓																		
P40																✓						
P41																				✓		

Tableau 3-3. Extrait de la grille d'analyse des questions pour la phase de préparation

²⁹ Afin de ne pas surcharger la lecture du document nous avons enlevé certaines lignes de la grille qui ne présentaient pas de réel intérêt pour l'illustration de l'exploitation de cette grille (il est complètement disponible en Annexe 4).

1.1.2.4. Etape 4 : Analyse des questions

Sur la base de la grille d'analyse des questions fournies dans l'étape 3, nous identifions certains *manques* ou *redondances*. Cette grille permet également de repérer d'éventuels biais induits par des questions trop complexes ou trop générales.

Par définition, si les questions sont bien formulées, celles concernant la phase de préparation ne doivent normalement apporter de la connaissance que sur les distributions a priori des items « délégation » (De), « aides » (Ai) et « formation » (Fo) et sur les facteurs d'influence entre ces items et la phase de préparation (ainsi qu'entre cette phase et l'efficacité de la barrière considérée). Toutefois, l'analyse du Tableau 3-3 nous amène à constater que certaines questions apportent de la connaissance sur d'autres quantifications. Il convient alors d'analyser ces questions pour voir si cela est normal ou s'il convient de revoir ces questions (par exemple, en les décomposant ou en les assignant à d'autres phases) :

- La question P4 apporte potentiellement de la connaissance sur le facteur d'influence entre l'item « expérience » (Ex) et la phase de réalisation. Cependant elle concerne principalement la phase de préparation et peut donc être placée à cet endroit.
- Les questions P31, P32, P35 et P39 apportent de la connaissance uniquement sur la distribution a priori de l'item « expérience ». La présence de ces questions dans l'élicitation de la phase de préparation s'explique notamment par le fait qu'elle concerne la sous-traitance éventuelle d'une action et que les questions relatives à la sous-traitance sont placées dans la phase de préparation. En effet, la sous-traitance correspond à une délégation de l'action.
- La question P33 apporte potentiellement de la connaissance sur l'ensemble des distributions a priori et sur tous les liens d'influence entre les items et les phases de l'action. Elle est liée à une éventuelle occurrence de problèmes de sous-traitance par le passé. De fait, elle peut être placée dans les questions relatives à la préparation car elle est liée à la sous-traitance.
- La question P37 apporte potentiellement de la connaissance sur le lien d'influence entre l'item Gcdg et la phase de réalisation. Cependant, comme pour la question P4, elle concerne principalement la phase de préparation et peut donc être placée à cet endroit.
- La question P40 apporte de la connaissance uniquement sur le facteur d'influence entre l'item Gcdg et la phase de réalisation. La présence de cette question s'explique là encore par le fait qu'elle concerne la sous-traitance éventuelle d'une action.

L'analyse de la grille selon ses lignes (Figure 3-9) nous amène à identifier l'apport de connaissance de chaque question. Les questions proposées pour la phase de préparation sont assez équilibrées en termes d'apport de connaissances. Seule la question P33 se démarque pour les raisons énoncées précédemment. Nous remarquons également que chaque question apporte en moyenne de la connaissance sur deux éléments. Finalement, pour la phase de préparation, le questionnement de l'expert paraît assez bien décomposé et réduit l'apparition possible de biais cognitifs (qui apparaissent avec des questions s'intéressant à trop d'éléments en même temps).

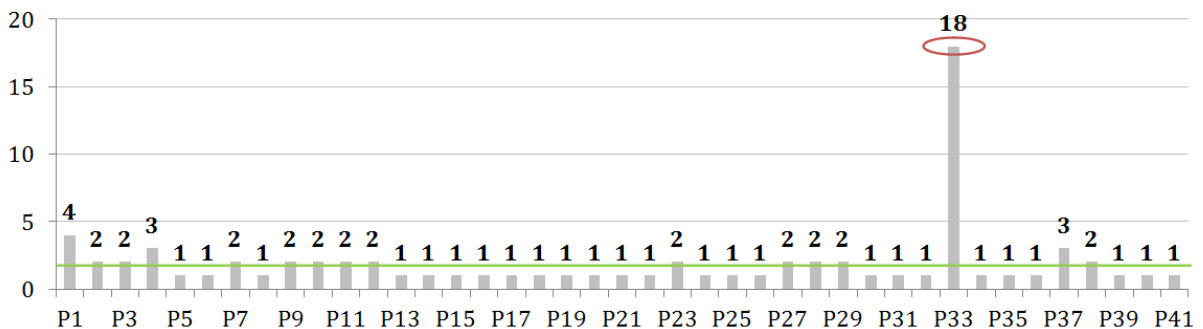


Figure 3-9. Analyse de la connaissance apportée par chaque question sur la phase de préparation

L'analyse de la grille selon ses colonnes (Figure 3-10) permet l'identification de l'apport de connaissances pour chaque distribution a priori et chaque facteur d'influence. Nous observons que le questionnement est assez équilibré d'un élément à un autre. Nous notons cependant des extrêmes sur la quantification de la distribution a priori sur l'item lié à la délégation et sur son influence sur l'efficacité de la phase de préparation. Cela s'explique là encore par la présence de questions spécifiques à une éventuelle sous-traitance de l'action étudiée. La présence de connaissances sur des distributions a priori et des facteurs d'influence qui ne sont pas en lien avec la phase de préparation s'explique par la présence de la question P33 relative à l'occurrence d'éventuels problèmes passés dans la sous-traitance de l'action.

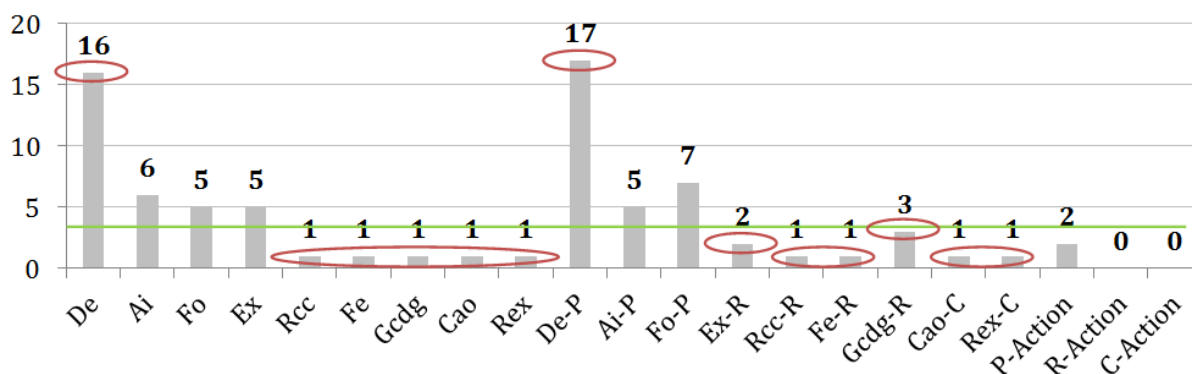


Figure 3-10. Analyse de la connaissance apportée pour chaque élément de la phase de préparation

La Figure 3-11 synthétise le nombre de questions associées à la quantification des différents éléments sur l'ensemble du questionnaire. Pour la phase de préparation, le nombre de questions associé à chaque élément est assez équilibré sauf pour la délégation (sous-traitance éventuelle de l'action associée à la barrière). Pour les phases de réalisation et de clôture, le nombre de questions associées à chaque élément est également assez équilibré (détails en Annexes 5 et 6). Nous notons cependant des extrêmes bas pour le questionnement des items correspondant à la gestion collective du groupe et au retour d'expérience. Ceci s'explique notamment par le fait qu'il y a moins de caractéristiques à cibler pour ceux-ci (Tableau 3-2).

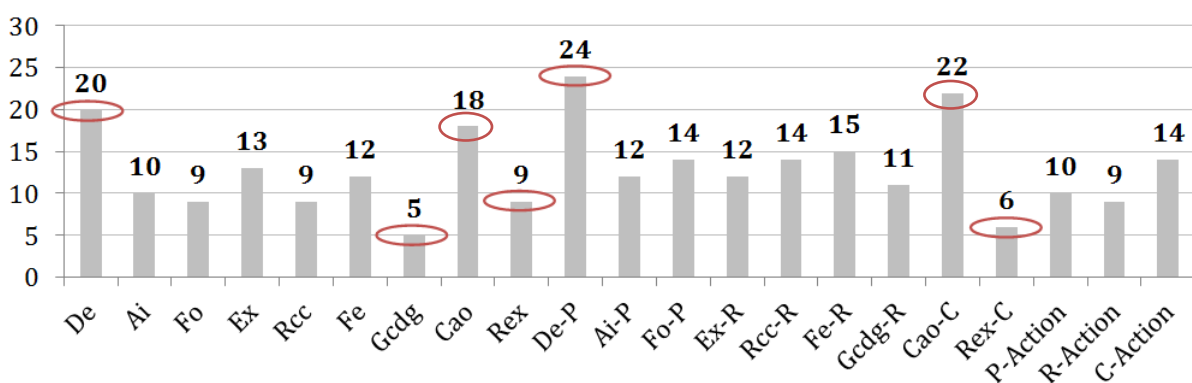


Figure 3-11. Analyse de la connaissance apportée par l'ensemble des questions

1.1.2.5. Etape 5 : Finalisation du questionnaire

La dernière étape consiste à finaliser le questionnaire pour proposer un document de recueil ordonné et documenté. Dans notre cas, nous proposons d'y intégrer trois principaux éléments :

1. Les *questions ordonnées* en fonction des phases et des items (Annexe 3). Afin de distinguer les questions trop générales, nous avons choisi de classer les questions en quatre catégories : générales, préparation, réalisation, clôture.
2. La *grille d'analyse du questionnaire* afin d'identifier les éléments ciblés par chaque question (Annexes 4,5 et 6). Elle permet à la fois à l'expert de savoir l'objectif de la question et à l'analyste de voir si l'expert lui a bien donné les connaissances attendues.

3. Des *précisions sur chaque question* pour que l'expert comprenne l'objectif des questions (Annexe 7). Il correspond en quelque sorte à une version textuelle de la grille d'analyse des questions, plus facilement appréhendable par l'expert et l'analyste. Le Tableau 3-4 propose un extrait des précisions associées aux questions P1 à P6 portant sur la phase de préparation.

Objectif de la question	
P1	Identifier les éléments nécessaires à la bonne préparation de l'action. Evaluer l'importance des items Délégation, Aides, Formation.
P2	Identifier la personne responsable du suivi de l'action. Evaluer l'importance de l'item Délégation (délégation à haut ou bas niveau)
P3	Identifier la personne responsable du suivi de l'action. Evaluer l'importance de l'item Délégation (personne « chargée », etc.)
P4	Identifier la "technicité" de l'action. Evaluer l'importance des items Délégation, Formation, Expérience.
P5	Identifier la possibilité de délégation de l'action. Evaluer l'importance et la dégradation de l'item Délégation.
P6	- Evaluer l'importance du choix de la délégation.

Tableau 3-4. Extrait des descriptions des questions relatives à la phase de préparation

Afin de compléter le recueil des avis d'experts pour la quantification des distributions a priori sur les items et des facteurs d'influence d'une barrière, nous proposons également de mettre à disposition de l'expert des outils de collecte quantitatifs de deux sortes : des grilles de quantification et des grilles de hiérarchisation.

1.2. Recueil quantitatif des avis d'experts

Pour le recueil d'avis d'experts sous forme quantitative, [Meyer et Booker, 1993] listent six principaux types de réponse : l'estimation d'une quantité physique, l'estimation d'une probabilité, les ratios de chance, les échelles continues ou discrètes, les comparaisons par paires et les classements. Le Tableau 3-5 propose une synthèse des principaux avantages et inconvénients associés à ces types de réponse.

Type de réponse	Avantages (+) et Inconvénients (-)
Estimation d'une quantité physique	(+) Commode quand il y a peu de difficultés à mesurer une quantité physique. (+) En général, il n'y a pas besoin d'entraîner les experts à ce type d'expression.
Estimation d'une probabilité	(+) Existence de méthodes d'élicitation, la modélisation et l'analyse de ce type d'expression. (-) La plupart des experts sont réticents car ils ont du mal à exprimer une bonne valeur. (-) Peut prendre beaucoup de temps pour que cela soit fait correctement.
Ratios de chance	(+) Type d'expression cohérent pour exprimer des fréquences d'événements rares par exemple (plus facile de s'exprimer sous forme de chance que sous forme de probabilités).
Echelles continues ou discrètes	(+) Nécessite peu d'instructions d'utilisation et est facile à convertir en variables continues. (-) Une attention particulière doit être portée à la construction de l'échelle pour éviter les biais.
Comparaison par paires	(+) Fiable car ne demande de comparer que deux éléments à la fois. (+) Certaines comparaisons offrent des moyens de vérifier de la cohérence des avis. (-) Lorsque le nombre de combinaisons est élevé, cela peut prendre beaucoup de temps. (-) Une échelle est nécessaire pour transformer les comparaisons en relations absolues.
Classements	(+) Bien adapté lorsque le nombre de réponses possibles est limité. (-) Difficultés pour le traitement de plus de 7 éléments (+ ou - 2 éléments) à [Miller, 1956] ce qui conduit à des difficultés et fournir des résultats imprécis.

Tableau 3-5. Avantages et inconvénients des réponses quantitatives selon [Meyer et Booker, 1993]

Pour la quantification des distributions a priori sur les items et les facteurs d'influence du modèle de barrière, nous proposons d'utiliser plusieurs de ces types de réponses (Tableau 3-6).

Type de réponse	Utilisation pour l'AiDR
Estimation d'une quantité physique	Quantification de valeurs caractéristiques ou de seuils comme des limites de débit ou de température permettant de définir un scénario ou les facteurs d'environnement d'une action.
Estimation d'une probabilité	Estimation des distributions a priori (pas uniquement sous forme de distributions de probabilités mais aussi sous formes de distributions de possibilités, d'intervalles, etc.)
Echelles continues ou discrètes	Proposition de grilles d'élicitation constituant des supports pour les experts dans le cas où ils n'arrivent pas à exprimer une valeur numérique d'eux-mêmes.
Classements	Hiérarchisation des distributions et facteurs d'influence selon la phase auxquels ils appartiennent, de façon globale sur l'ensemble des phases ou entre barrières.

Tableau 3-6. Types de réponses utilisés pour le recueil d'avis d'expert quantitatif

1.2.1. Quantification des paramètres du modèle

1.2.1.1. Quantification des facteurs d'influence

Le facteur d'influence liant un item et une phase peut être interprété comme la réduction de l'efficacité de la phase induite par la dégradation de l'item. De même, le facteur d'influence entre une phase et l'efficacité d'une barrière peut être interprété comme la réduction de l'efficacité de la barrière induite par l'inefficacité de la phase.

Afin de collecter les avis d'experts pour la quantification des différents facteurs d'influence nous proposons donc de nous baser sur cette interprétation et proposons un questionnaire explicite pour l'expert. Pour quantifier chaque facteur d'influence, nous proposons de définir trois valeurs : la réduction minimum (R_1), la réduction maximum (R_2) et la réduction généralement observée (R_3). Nous offrons également à l'expert la possibilité de préciser ses choix en fournissant des précisions sur l'imperfection de sa connaissance afin d'aider leur exploitation par l'analyste. L'expert peut ainsi préciser la façon dont, selon lui, la valeur du facteur évolue au sein de l'encadrement fourni. Ces informations peuvent être un niveau de confiance ou bien encore une forme de distribution. Par exemple si, selon lui, toutes les valeurs ont la même possibilité d'occurrence, nous pouvons choisir une distribution uniforme. Sinon, nous considérons uniquement les bornes qu'il a fournies.

Le Tableau 3-7 propose un extrait de la *grille de quantification* définie pour les différents facteurs d'influence entre les items et les phases d'une barrière (la grille d'évaluation complète est proposée en Annexe 8).

Si l'item Délégation est dégradé ...		Commentaires
... au minimum, de combien sera réduite l'efficacité de la préparation ?	$R_1(De-P)$	
... au maximum, de combien sera réduite l'efficacité de la préparation ?	$R_2(De-P)$	
... en général, de combien sera réduite l'efficacité de la préparation ?	$R_3(De-P)$	
Si l'item Aides est dégradé ...		Commentaires
... au minimum, de combien sera réduite l'efficacité de la préparation ?		
... au maximum, de combien sera réduite l'efficacité de la préparation ?		
... en général, de combien sera réduite l'efficacité de la préparation ?		
Si l'item Formation est dégradé ...		Commentaires
... au minimum, de combien sera réduite l'efficacité de la préparation ?		
... au maximum, de combien sera réduite l'efficacité de la préparation ?		
... en général, de combien sera réduite l'efficacité de la préparation ?		

Tableau 3-7. Quantification des liens d'influence entre les items et les phases de l'action

Le Tableau 3-8 propose quant à lui une grille de quantification des facteurs d'influence entre les phases d'une barrière et l'efficacité de celle-ci (la grille complète est proposée en Annexe 9).

Si la phase de Préparation est inefficace ...		Commentaires
... au minimum, de combien sera réduite l'efficacité de l'action ?		
... au maximum, de combien sera réduite l'efficacité de l'action ?		
... en général, de combien sera réduite l'efficacité de l'action ?		
Si la phase de Réalisation est inefficace ...		Commentaires
... au minimum, de combien sera réduite l'efficacité de l'action ?		
... au maximum, de combien sera réduite l'efficacité de l'action ?		
... en général, de combien sera réduite l'efficacité de l'action ?		
Si la phase de Clôture est inefficace ...		Commentaires
... au minimum, de combien sera réduite l'efficacité de l'action ?		
... au maximum, de combien sera réduite l'efficacité de l'action ?		
... en général, de combien sera réduite l'efficacité de l'action ?		

Tableau 3-8. Quantification des liens d'influence entre les phases et l'efficacité de l'action

Les valeurs ainsi fournies par l'expert ne correspondent pas directement à la valeur du lien d'influence. Considérons que l'expert fournisse les valeurs $R_1(De-P)$, $R_2(De-P)$ et $R_3(De-P)$ telles que proposé dans le Tableau 3-7. Les valeurs *minimum*, *maximum* et *modale* de ce facteur d'influence correspondent en fait aux compléments à 1 des valeurs exprimées par l'expert. Les valeurs d'un facteur d'influence α associés un lien entre deux variables (noté « lien i ») sont ainsi définies de façon générale par :

$$\alpha_1(\text{lien } i) = 1 - R_1(\text{lien } i), \alpha_2(\text{lien } i) = 1 - R_2(\text{lien } i), \alpha_3(\text{lien } i) = 1 - R_3(\text{lien } i) \quad (3.1)$$

L'expert peut alors proposer une quantification des facteurs d'influence en fournissant une ou plusieurs valeurs. L'expert peut ainsi, entre autres, exprimer une certitude sur la valeur recherchée, une certitude sur son minimum, une certitude sur son maximum, une imprécision sur sa valeur ou encore une ignorance totale en donnant $R_1=0$ et $R_2=1$. Le Tableau 3-9 propose une interprétation des différentes expressions que peut fournir l'expert.

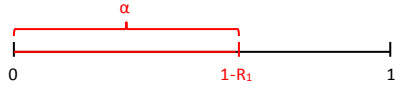
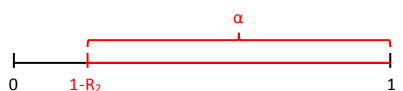
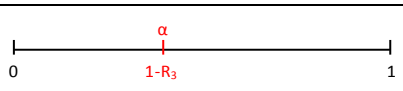
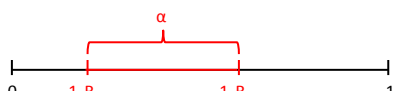
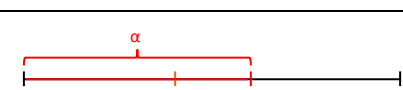
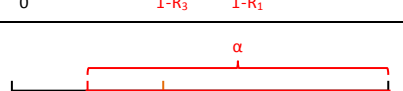
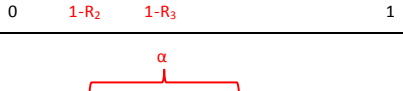
Valeurs fournies	Interprétation	
R_1	$\alpha \leq 1 - R_1$	
R_2	$\alpha \geq 1 - R_2$	
R_3	$\alpha = 1 - R_3$	
R_1 et R_2	$1 - R_2 \leq \alpha \leq 1 - R_1$	
R_1 et R_3	Le facteur est au plus égal à $1 - R_1$ et plausiblement égal à $1 - R_3$	
R_2 et R_3	Le facteur est au moins égal à $1 - R_2$ et plausiblement égal à $1 - R_3$	
R_1, R_2 et R_3	Le facteur est entre $1 - R_2$ et $1 - R_1$ et plausiblement égal à $1 - R_3$	

Tableau 3-9. Expressions de l'expert pour la quantification des facteurs d'influence

Finalement, ces grilles nous permettent d'obtenir des quantifications des facteurs d'influence sous la forme de valeurs scalaires, d'intervalles ou d'intervalles enrichis. Cependant, la difficulté de quantification des facteurs d'influence repose principalement sur le choix des valeurs R_1 , R_2 et R_3 .

Sur ce point, [Léger, 2009] propose une grille d'élicitation à cinq niveaux telle que présentée dans le Chapitre 1 (Tableau 1-10). Cette grille permet d'aider l'expert à quantifier les facteurs d'influence lorsque celui-ci n'est pas capable d'exprimer des valeurs numériques de lui-même. Le choix d'une grille à cinq niveaux permet à la fois de proposer une gamme de choix assez large sans pour autant mettre en difficulté l'expert dans le choix de la valeur des facteurs d'influence. En effet, comme le souligne [Miller, 1956] et [Roberts, 1994] la capacité de manipulation mentale d'informations différentes conduit à limiter les possibilités de réponses différentes à sept. En outre, le caractère discriminant de ce type de table est bien adapté à un objectif de hiérarchisation.

L'utilisation de cette table ne permet cependant pas de couvrir l'intervalle $[0,1]$ auquel peut appartenir un facteur d'influence. Nous proposons ainsi de passer à une grille d'élicitation couvrant totalement l'intervalle $[0,1]$ telle que proposée dans le Tableau 3-10 (colonne « facteur scalaire »). Afin de conserver une échelle linéaire entre 0 et 1 nous proposons également de changer les valeurs intermédiaires de la grille (Tableau 3-10). Dans [IMdR, 2011], nous avons montré sur un modèle complet d'AiDR que l'utilisation d'extremum 0 et 1 au lieu de 0.01 et 0.99 a peu d'influence sur les résultats issus du modèle de risques de l'AiDR. En effet, les évaluations des différentes variables d'intérêt du modèle sont très proches de celle du cas où nous utilisons la grille d'élicitation proposée dans [Léger, 2009]. De même, la modification des valeurs intermédiaires de la grille d'élicitation conduisent à des résultats très proches avec la grille proposée dans [Léger, 2009] et celle que nous proposons.

Pour être cohérent avec les types d'expression identifiés dans le Tableau 3-9, la grille d'éllicitation proposée peut être interprétée de différentes façons selon la connaissance de l'expert (Tableau 3-10) :

- Choix d'une *valeur scalaire* : l'expert choisit avec certitude un niveau en particulier et le facteur d'influence est égal à la valeur associée au niveau choisi.
- Choix d'un *intervalle inférieur* : l'expert choisit un niveau mais n'est pas certain de la valeur associée et ne le distingue pas du niveau inférieur. Le facteur est alors compris entre la valeur du niveau inférieur et celle associée au niveau choisi.
- Choix d'un *intervalle supérieur* : l'expert choisit un niveau mais n'est pas certain de la valeur associée et ne le distingue pas du niveau supérieur. Le facteur est alors compris entre la valeur scalaire associée au niveau choisi et celle du niveau supérieur.
- Choisir d'un *intervalle large* (peu spécifique) : l'expert choisit un niveau mais n'est pas certain de la valeur associée et ne le distingue pas des niveaux précédent et suivant. Le facteur est alors vraisemblablement égal à la valeur scalaire associée au niveau mais elle est comprise entre la valeur scalaire du niveau précédent et celle du niveau suivant.

Qualificatif de l'influence	Facteur scalaire	Facteur Intervalle inf.	Facteur Intervalle sup.	Facteur Intervalle large
Pas d'impact	1]0.75;1]	1	[0.75;1]
Faible impact	0.75]0.5;0.75]	[0.75;1[[0.5;0.75]
Impact moyen	0.5]0.25;0.5]	[0.5;0.75[[0.25;0.75]
Impact important	0.25]0;0.25]	[0.25;0.5[[0;0.5]
Impact total	0	0	[0;0.25[[0;0.25]

Tableau 3-10. Exemples d'interprétations de la nouvelle grille d'éllicitation des facteurs d'influence

Le choix de l'interprétation de la table est laissé libre à l'expert pour ne pas le contraindre et induire un biais. Ainsi, l'expert peut également choisir tout autre interprétation qu'il juge utile.

Lors de l'expression d'un encadrement, comme pour les grilles de quantification (Tableau 3-8), l'expert peut préciser l'imperfection de sa connaissance. La plupart du temps, il choisit un niveau car c'est celui qui est le plus vraisemblable selon lui mais il n'est parfois pas en mesure de le distinguer précisément des autres niveaux ou n'est pas certain de la valeur associée au niveau. Dans ce cas, au-delà d'un simple encadrement, l'expert peut par exemple choisir un nombre flou $\langle m,a,b \rangle$ indiquant son incertitude sur le niveau choisi tout en donnant une préférence sur celui-ci et en indiquant ainsi les bornes au-delà desquelles il est certain que la valeur recherchée ne se trouve pas. La valeur modale m correspond à la valeur associée au niveau choisi et a et b aux bornes de l'encadrement. La Figure 3-12 propose une traduction en nombres flous des interprétations du Tableau 3-10.

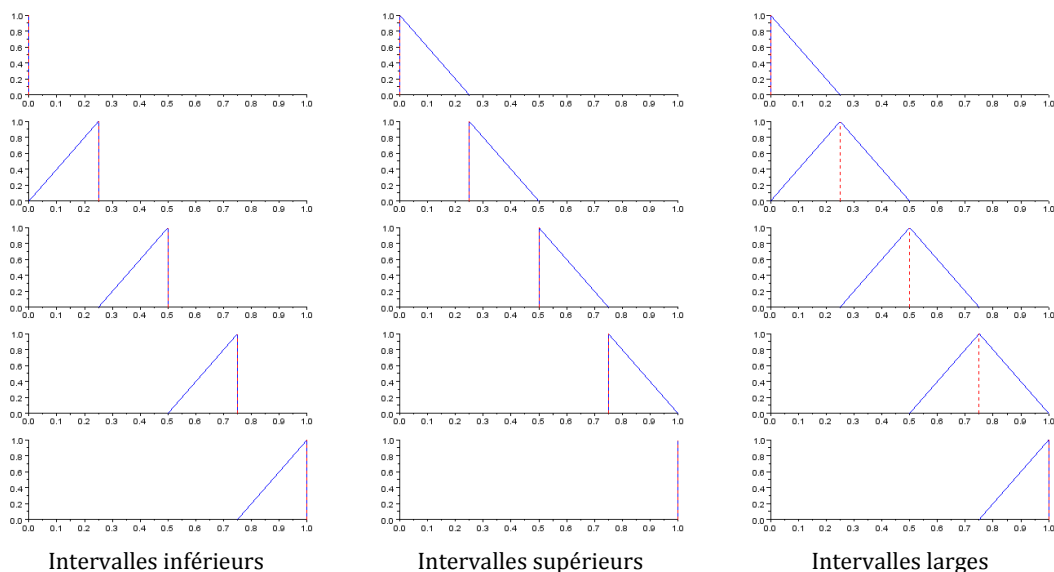


Figure 3-12. Interprétations en nombres flous de grille d'éllicitation des facteurs d'influence

Au-delà de l'utilisation des nombres flous, les distributions de possibilités sont également bien adaptées à l'expression d'un avis d'expert [Baudrit, 2005]. L'expert peut ainsi exprimer son incertitude sur un facteur d'influence telle que : « Je suis certain que la valeur du facteur est comprise dans l'intervalle [0.25;0.75], sûr à 50% qu'il est dans l'intervalle [0.4;0.6] et sûr à 10% qu'il est dans l'intervalle [0,45;0.55] ». La représentation de cette expression peut être facilement représentée par une distribution de possibilité telle que fournie à la Figure 3-13.

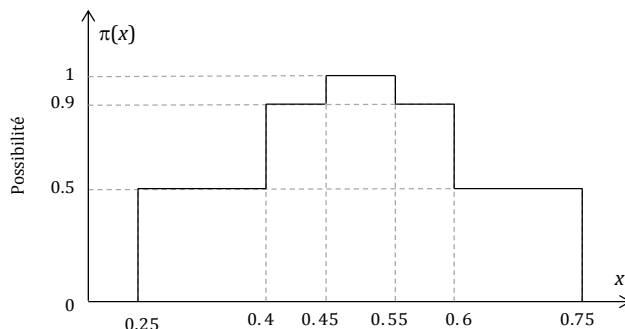


Figure 3-13. Exemple de distribution de possibilités sur un facteur d'influence

1.2.1.2. Quantification des distributions a priori

L'expert peut quantifier les distributions a priori en exprimant sa connaissance dans l'un des cadres de modélisation de l'incertain présentés dans le chapitre 2. Pour cela, il fournit par exemple une distribution de probabilités, un intervalle ou encore une distribution de possibilités. Il peut aussi préférer s'appuyer sur des outils similaires à ceux proposés pour les facteurs d'influence lorsqu'il n'arrive pas exprimer sa connaissance sous l'une de ces formes.

Le Tableau 3-11 propose un extrait de la grille associée à la quantification des distributions a priori, adaptée du Tableau 3-7 (Annexe 9). L'interprétation de cette grille se fait sur le même principe que pour la grille de quantification des facteurs d'influence. Notons cependant qu'ici les valeurs fournies correspondent directement à la valeur de la dégradation de l'item considéré.

L'item Délégation est dégradé ...		Commentaires
... au minimum, dans combien de pourcent des cas ?	R ₁ (De)	
... au maximum, dans combien de pourcent des cas ?	R ₂ (De)	
... en général, dans combien de pourcent des cas ?	R ₃ (De)	
L'item Aides est dégradé ...		Commentaires
... au minimum, dans combien de pourcent des cas ?		
... au maximum, dans combien de pourcent des cas ?		
... en général, dans combien de pourcent des cas ?		
L'item Formation est dégradé ...		Commentaires
... au minimum, dans combien de pourcent des cas ?		
... au maximum, dans combien de pourcent des cas ?		
... en général, dans combien de pourcent des cas ?		

Tableau 3-11. Quantification des distributions a priori sur les items

Comme pour la quantification des facteurs d'influence, nous obtenons principalement des distributions a priori sous la forme de valeurs scalaires, d'intervalles ou d'intervalles enrichis. La difficulté dans la quantification des facteurs d'influence repose de nouveau sur le choix des valeurs R₁, R₂ et R₃. Afin d'aider l'expert à choisir ces valeurs, [Léger, 2009] propose une grille d'élicitation de la dégradation a priori d'un item (Tableau 3-12). Comme pour les grilles associées aux facteurs d'influence, l'expert peut interpréter cette grille sous plusieurs formes afin d'exprimer l'imperfection de sa connaissance. Ces interprétations peuvent notamment être une valeur scalaire, un intervalle inférieur, un intervalle supérieur, un intervalle large ou encore un nombre flou ou d'une distribution de possibilités (ou toute autre forme qu'il juge utile).

Qualificatif de la dégradation	Valeur de la dégradation
Très peu probable	0,01
Peu probable	0,05
Probable	0,20
Très probable	0,70

Tableau 3-12. Grille d'élicitation de la dégradation d'un item selon [Léger, 2009]

Dans certains cas, l'expert peut avoir des difficultés à exprimer sa connaissance directement par des valeurs numériques. Pour lui permettre d'exprimer sa connaissance, nous proposons alors de nous orienter vers des quantifications basées sur l'expression de préférences.

1.2.2. Expression de préférences

La quantification des facteurs d'influence dans le modèle de barrière de l'AiDR est souvent effectuée sur la base d'une comparaison entre les différents facteurs d'influence, i.e. une relation d'ordre. La hiérarchisation des éléments à quantifier peut ainsi être un moyen utile pour l'expert d'exprimer sa connaissance sans avoir à formuler de quantification directe. Il peut également servir à l'analyste pour synthétiser les réponses au questionnaire. Au final, ces hiérarchisations visent à permettre à l'analyste d'avoir des éléments de comparaison entre les différents facteurs en vue de leur quantification ultérieure.

L'utilisation de hiérarchisations est également un complément à la phase de quantification. En effet, elle permet par exemple de vérifier la cohérence entre la hiérarchisation donnée par l'expert et les valeurs qu'il a fournies dans la phase de quantification.

L'approche proposée ici est principalement dédiée aux facteurs d'influence. Elle peut cependant être appliquée pour les distributions a priori même si cela est plus difficile. Nous proposons d'utiliser trois types de hiérarchisation : par phase, par barrière ou entre barrières. Notons que dans chacune de ces hiérarchisations, l'expert a la possibilité de considérer que plusieurs variables ont la même influence.

La *hiérarchisation par phase* (Tableau 3-13) consiste, pour chaque phase d'une barrière, à classer les items du plus influent au moins influent sur l'efficacité de la phase à laquelle il est associé. Considérons l'exemple de hiérarchisation donnée dans le Tableau 3-13. Pour la phase de préparation, l'expert estime que la délégation est la plus importante puis que la formation et les aides ont une importance moindre mais égale. Pour la réalisation, il estime que les facteurs d'environnement sont les plus influents sur l'efficacité de la phase et que l'expérience est la moins influente. Pour la clôture, il estime que les contrôles sont plus importants que le retour d'expérience. Finalement, nous pouvons résumer cette expression telle que :

$$\alpha_{Ai-P} = \alpha_{Fo-P} > \alpha_{De-P}, \alpha_{Ex-R} < \alpha_{Rcc-R} = \alpha_{Gcdg-R} > \alpha_{Fe-R}, \alpha_{Re-x-R} > \alpha_{Cao-R}$$

	Préparation	Réalisation	Clôture
Délégation	1		
Aides	2		
Formation	2		
Expérience		3	
Respect du cahier des charges		2	
Facteurs d'environnement		1	
Gestion collective et dynamique de groupe		2	
Contrôle et atteinte des objectifs			1
Retour d'expérience			2

Tableau 3-13. Hiérarchisation par phase des facteurs d'influence des items d'une barrière

La *hiérarchisation par barrière* (Tableau 3-14) consiste, sur l'ensemble des phases d'une barrière, à classer les différents items du plus influent au moins influent. Considérons l'exemple de hiérarchisation donnée dans le Tableau 3-14. L'expert estime que la délégation est le plus important, puis les aides et la formation, puis les facteurs d'environnement, puis le respect du cahier des charges et la gestion du collectif, puis les contrôles et, enfin, le retour d'expérience est le moins important. Finalement, nous pouvons résumer cette expression et disposer d'une indication pour la quantification des facteurs d'influence de la barrière considérée :

$$\alpha_{Re-x-P} < \alpha_{Cao-P} < \alpha_{Ex-P} < \alpha_{Rcc-P} = \alpha_{Gcdg-P} < \alpha_{Fe-P} < \alpha_{Ai-P} = \alpha_{Fo-P} < \alpha_{De-P}$$

Notons que le recours à une hiérarchisation des facteurs sur l'ensemble d'une barrière nécessite de hiérarchiser neuf éléments différents. Une hiérarchisation avec autant d'éléments peut être difficile pour un expert. Cela correspond en effet à la limite extrême préconisée par [Miller, 1956] pour la manipulation d'éléments. Au-delà de cette limite, l'expert peut éprouver des difficultés à hiérarchiser les éléments et potentiellement fournir des hiérarchisations biaisées.

Délégation	1
Aides	2
Formation	2
Expérience	5
Respect du cahier des charges	4
Facteurs d'environnement	3
Gestion collective et dynamique de groupe	4
Contrôle et atteinte des objectifs	6
Retour d'expérience	7

Tableau 3-14. Hiérarchisation par barrière des facteurs des items d'influence d'une barrière

La hiérarchisation entre barrières (Tableau 3-15) consiste à classer les facteurs d'influence d'une barrière à une autre. Considérons l'exemple donnée dans le Tableau 3-15. L'expert estime par exemple que la délégation est plus importante dans la barrière 1 et qu'elle est moindre mais égale pour les barrières 2 et 3 ou bien que le respect du cahier des charges est aussi important dans les trois barrières. Finalement, nous pouvons résumer ces expressions sous la forme :

$$\alpha_{De-P}(\text{barrière 1}) < \alpha_{De-P}(\text{barrière 2}) = \alpha_{De-P}(\text{barrière 3}) \dots$$

Influence	Barrière 1	Barrière 2	Barrière 3
Délégation	1	2	2
Aides	1	2	3
Formation	1	2	2
Expérience	1	2	2
Respect du cahier des charges	1	1	1
Facteurs d'environnement	2	1	2
Gestion collective et dynamique de groupe	1	1	1
Contrôle et atteinte des objectifs	1	1	2
Retour d'expérience	1	3	2

Tableau 3-15. Hiérarchisation entre barrières des facteurs d'influence des items

En raisonnant de la même façon pour les facteurs d'influence entre les phases d'une barrière et l'efficacité de celle-ci, nous proposons des hiérarchisations de ces facteurs par barrière ou entre barrières (Tableau 3-16). Considérons l'exemple de hiérarchisation donnée dans le Tableau 3-16. L'expert peut exprimer que la phase de préparation est plus importante que la phase de réalisation, qui est elle-même plus importante que la phase de clôture. Il peut également estimer que la phase de préparation est aussi importante dans toutes les barrières, que la phase de réalisation est plus importante dans les barrières 1 et 2, et que la phase de clôture est plus importante dans la barrière 1. Finalement, nous pouvons résumer ces expressions et disposer d'indications pour la quantification des facteurs d'influence de la barrière :

$$\alpha_{P-Action}(\text{barrière 1}) = \alpha_{P-Action}(\text{barrière 2}) = \alpha_{P-Action}(\text{barrière 3}) \text{ et } \alpha_{C-Action} < \alpha_{R-Action} < \alpha_{P-Action}$$

		Influence	Barrière 1	Barrière 2	Barrière 3
Préparation	1	Préparation	1	1	1
Réalisation	2	Réalisation	1	1	2
Clôture	3	Clôture	1	2	2

Tableau 3-16. Hiérarchisation des facteurs d'influence des phases d'une barrière

Le Tableau 3-17 propose une synthèse des différentes hiérarchisations proposées pour les facteurs d'influence ainsi que les questions permettant d'effectuer ces hiérarchisations. En itérant ce questionnement autant de fois que nécessaire, il est possible d'obtenir des hiérarchisations des différents facteurs d'influence telles que nous venons de le présenter.

	Question associée
Hiérarchisation par phases	Parmi les items X associés à la phase Y, la dégradation duquel (ou desquels) a (ont) la plus grande influence sur l'inefficacité de la barrière ?
Hiérarchisation par barrière	Parmi les items X associés à la barrière, la dégradation duquel (ou desquels) a (ont) la plus grande influence sur l'inefficacité de la barrière ?
Hiérarchisation entre barrière	Dans quelle(s) barrière(s) la dégradation de l'item X est-elle la plus influente sur la phase auquel il est associé ?
Hiérarchisation des phases	Parmi les phases P, R et C, l'inefficacité de laquelle (ou lesquelles) a la plus grande influence sur l'inefficacité de la barrière ?

Tableau 3-17. Questions associées à la hiérarchisation des facteurs d'influence

Il est possible de mener les mêmes hiérarchisations pour les distributions a priori sur les items. Il convient alors de demander à l'expert quel item est a priori le plus dégradé (Tableau 3-18).

	Question associée
Hiérarchisation par phases	Parmi les items X associés à la phase Y , lequel (ou lesquels) est (sont) le plus souvent dégradé(s) ?
Hiérarchisation par barrière	Parmi les items X associés à la barrière, la dégradation duquel (ou desquels) a la plus grande influence sur l'inefficacité de la barrière ?
Hiérarchisation entre barrière	Dans quelle(s) barrière(s) la dégradation de l'item X est-elle la plus influente sur la phase auquel il est associé ?
Hiérarchisation des phases	Parmi les phases P , R et C , l'inefficacité de laquelle (ou lesquelles) a la plus grande influence sur l'inefficacité de la barrière ?

Tableau 3-18. Questions associées à la hiérarchisation des distributions a priori

Enfin, en se basant sur des tableaux similaires aux Tableaux 3-12, 3-13 et 3-14, la hiérarchisation des dégradations a priori peut de nouveau se faire soit par items d'une phase, soit sur l'ensemble des items d'une barrière soit entre barrières (Annexe 10).

1.3. Bilan sur les outils de quantification mis en place

1.3.1. Synthèse des outils proposés

Si les outils proposés dans cette section sont là pour aider l'expert lorsqu'il rencontre des difficultés pour exprimer sa connaissance, ils visent avant tout à favoriser une expression la plus complète possible de sa connaissance. Par l'intermédiaire de questions, de quantifications et de hiérarchisations, les outils permettent à l'analyste de disposer d'un protocole de recueil formalisé offrant différentes façon de collecter la connaissance d'un expert. Nous proposons ci-dessous une synthèse des outils proposés :

1. **Questionnaire** : il regroupe un ensemble de questions ciblées sur les principales caractéristiques des items, phases et liens d'influence. Les questions sont ordonnées selon les différentes phases d'une barrière pour une interrogation plus cohérente de l'expert. Afin de faciliter sa compréhension, le questionnaire est complété par une grille d'analyse des questions et par une documentation décrivant l'objectif de chacune des questions. Enfin, son caractère dynamique le rend adapté à différentes situations.
2. **Grilles de hiérarchisation** : elles permettent à l'expert de fournir à l'analyste des éléments en vue d'une quantification lorsqu'il ne dispose pas de valeurs numériques. Elles sont également utiles pour l'analyste pour synthétiser les réponses fournies dans le questionnaire en vue d'une quantification ultérieure. Enfin, elles peuvent être utilisées en complément d'une quantification de l'expert pour vérifier la cohérence entre la hiérarchisation donnée par l'expert et ses quantifications.
3. **Grilles de quantification** : elles permettent à l'expert d'exprimer sa connaissance en se basant sur des questions simples. Ces grilles visent à une expression de la connaissance de l'expert par le choix de valeurs minimale et/ou maximale et/ou modale qui sont ensuite interprétées par l'expert. Elles sont déclinées à la fois pour la quantification des liens d'influence et pour la quantification des distributions a priori.
4. **Grilles d'élicitation** : elles remplacent les grilles d'élicitation proposées dans [Léger, 2009] avec une couverture complète de l'intervalle $[0,1]$ et plusieurs interprétations telles que des intervalles ou encore des nombres flous. Elles constituent un support de quantification lorsque l'expert n'est pas capable d'exprimer une valeur de lui-même.

Ces outils sont finalement complémentaires. En effet, le questionnaire permet de collecter un maximum de connaissances (qualitatives ou quantitatives) en vue de la quantification des barrières et du système étudiés. Les grilles de quantifications visent à essayer d'obtenir directement des valeurs numériques auprès de l'expert sans avoir à interpréter toutes ses réponses et ainsi éviter d'éventuels biais d'interprétation. Enfin, les grilles de hiérarchisations permettent soit de fournir des éléments à l'analyste en vue de la quantification de la barrière soit de servir de support pour synthétiser les réponses au questionnaire en vue de la quantification.

En outre, les outils doivent être considérés comme des aides pour le recueil des avis d'experts et non devenir des contraintes pour l'expert. En effet, il doit pouvoir exprimer sa connaissance librement pour éviter un quelconque biais. Ainsi, s'il ne sait pas répondre à certaines questions, il convient de ne pas le forcer à donner une réponse sous peine d'introduire un biais. De même, si l'expert n'est pas en capacité de fournir des quantifications, il convient de passer directement aux grilles de hiérarchisations. Enfin, les grilles d'élicitation proposées ne sont que des supports pour l'expert : il reste libre de les interpréter comme il le souhaite et de choisir d'autres valeurs numériques.

1.3.2. Contribution à la réduction des biais

Si la formalisation du recueil d'avis d'experts permet de réduire l'incertain de façon générale en permettant de collecter un maximum de connaissance, les différents outils participent individuellement à la réduction de biais :

1. Réduction des biais cognitifs : si les biais cognitifs sont difficiles à réduire, le questionnaire proposé permet néanmoins de réduire le biais de discrimination mémorielle en proposant des questions décomposées et simplifiées au maximum et ne se focalisant que sur un faible nombre d'éléments à la fois.
2. Réduction des biais de l'analyste : les outils proposés contribuent également à la réduction de certains biais induits par l'analyste. Ainsi, le fait de permettre à l'expert de pouvoir exprimer une hiérarchisation de sa quantification participe à la réduction de l'effet de contraste qui consiste, pour l'analyste, à exagérer des différences identifiées et à négliger des différences non identifiées.
3. Réduction des biais de techniques : la présence du questionnaire documenté et des autres outils permet de réduire les biais d'interprétation par l'expert en lui fournissant à la fois les détails nécessaires à leur utilisation et les objectifs associés. Cela permet notamment d'éviter les ambiguïtés dans l'interprétation des questions. En outre, les outils proposés permettent de réduire les biais d'interprétation des réponses par l'analyste. Cette réduction passe par des outils flexibles d'expression des connaissances et la possibilité de l'expert d'exprimer toute autre connaissance qu'il juge utile.

La dernière étape du processus proposé par [Muffat, 2005] consiste à modéliser les expertises afin de les introduire dans le modèle de risques et de les fusionner avec les autres quantifications réalisées pour les autres variables du modèle. Afin de contribuer à la réduction des biais, nous proposons d'ajouter un *processus de validation par l'expert* des interprétations et quantifications faites par l'analyste (Figure 3-14). Cela contribue une nouvelle fois à réduire les biais d'interprétation des réponses.

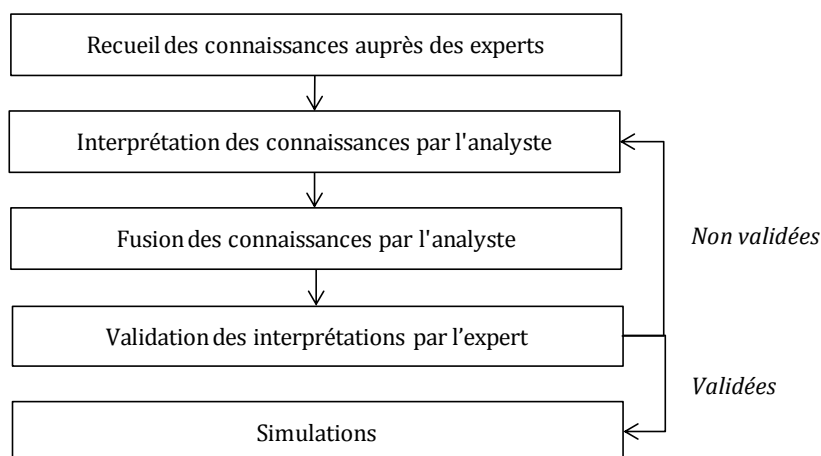


Figure 3-14. Processus de validation des expertises avant l'analyse de risques

Dans la section suivante nous nous intéressons à la construction du modèle de risques et à sa paramétrisation en fonction des différentes quantifications issues de l'identification des risques par avis d'expert et par retour d'expérience statistique.

2. Construction du modèle évidentiel de risques

Dans cette seconde section, nous nous intéressons à la construction du modèle de risques de l'AiDR en réseaux évidentiels. Nous étudions dans un premier temps la phase qualitative visant à traduire les différentes relations entre les variables sous forme d'un graphe orienté sans circuit (structure du réseau évidentiel). Pour cela, nous proposons un processus global de construction du modèle de risques de l'AiDR. Pour la phase quantitative, nous nous focalisons sur la paramétrisation des tables de masses associées aux différentes variables. Pour définir ces tables de masses, nous précisons les transformations existantes entre les cadres de modélisation de l'incertain et la théorie de l'évidence. Pour les variables dont les relations de causalité sont définies par des relations logiques, nous présentons les portes logiques évidentielles ET et OU proposées par [Simon et Weber, 2009]. Enfin, nous proposons une porte logique évidentielle Leaky Noisy-OR pour la modélisation des barrières de l'AiDR.

2.1. Structuration qualitative du modèle

Les réseaux évidentiels sont définis par un couple $G((N,A),M)$ où (N,A) représente le graphe (avec N l'ensemble des nœuds et A l'ensemble des arcs) et M définit les *masses de croyances* associées aux nœuds du réseau. Comme pour les réseaux Bayésiens, la construction des réseaux évidentiels repose sur deux niveaux distincts : un niveau qualitatif et un niveau quantitatif. Le niveau qualitatif est décrit par un graphe orienté sans circuit représentant les *variables aléatoires* (nœuds) et les *liens de causalités* entre elles (arcs). Dans le niveau quantitatif, chaque variable est définie par des tables de masses en fonction de ses parents.

Les réseaux évidentiels proposés par [Simon et al., 2008] permettent de s'appuyer sur la même démarche que les réseaux Bayésiens pour définir la structure du modèle de risques. Dans le cas des réseaux évidentiels, la phase qualitative de structuration du modèle de risques reste donc la même que pour les réseaux Bayésiens. Chaque nœud du réseau représente une variable aléatoire et chaque arc correspond à une relation de causalité entre deux variables. Par conséquent, le nœud-papillon, les variables environnementales ainsi que les barrières sont facilement traduites dans le formalisme des réseaux évidentiels.

2.1.1. Traduction du modèle AiDR en réseaux évidentiels

Le niveau qualitatif du modèle évidentiel de risques de l'AiDR peut être décomposé en quatre étapes : la structuration du nœud-papillon, la structuration des barrières, la structuration des autres variables du modèle et la connexion des différentes structures ainsi formées afin d'obtenir un modèle de risques global.

La modélisation du domaine technique de l'AiDR consiste à traduire un nœud-papillon dans le formalisme des réseaux évidentiels. En d'autres termes, cela revient à modéliser les arbres de défaillances et d'événements constituant le nœud-papillon. Le processus de traduction est basé sur celui proposé dans [Bobbio et al., 2001] pour la traduction d'arbre de défaillances en réseaux Bayésiens. Il s'appuie principalement sur les hypothèses suivantes : les événements sont binaires, les événements sont indépendants, les relations entre les événements et les causes sont représentés par des portes logiques. [Bobbio et al., 2001] propose ainsi un processus de construction dont la phase de structuration qualitative repose sur les étapes suivantes :

(1) Structuration du nœud-papillon

1. Créer, pour chaque feuille, un nœud racine dans le réseau (si plusieurs feuilles représentent une même variable, un seul nœud est créé).
2. Créer, pour chaque relation entre des nœuds, une nouvelle variable dans le réseau.
3. Associer à chaque nœud le nom de la variable correspondant.
4. Connecter les nœuds du réseau en fonction des relations définies dans le nœud-papillon.

Considérons le nœud-papillon proposé dans [ARAMIS, 2004] et sur lequel se base l'AiDR. En suivant le processus décrit précédemment, nous aboutissons à sa structuration qualitative telle que présentée dans la Figure 3-15. A ce stade, les barrières ne sont pas encore modélisées.

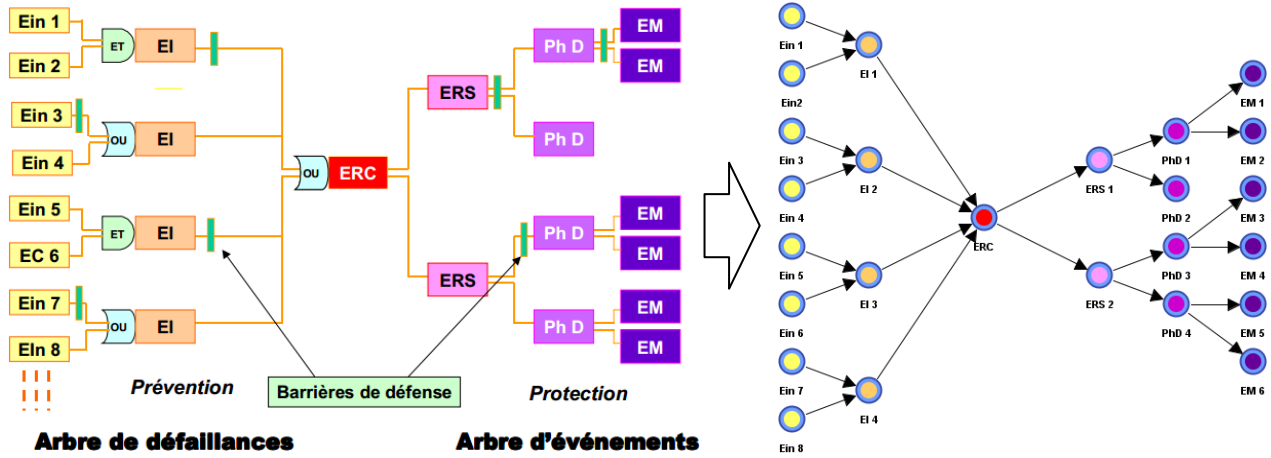


Figure 3-15. Exemple de traduction d'un nœud-papillon en réseau évidentiel

La modélisation des niveaux humains (items) et organisationnels (FOP) de l'AiDR repose sur un modèle de barrière tel que présenté dans le Chapitre 1. En nous appuyant sur le principe d'influence ainsi que sur les différents liens entre les items, les FOP et les phases d'une action dans le modèle de barrière (Figure 1-11 et Tableau 1-7), le processus de modélisation des barrières dans le modèle évidentiel peut être défini tel que (Figure 3-16) :

(2) Structuration des barrières

1. Créer un nœud modélisant l'efficacité de la barrière.
2. Créer, pour chacune des phases P, R et C, un nœud dans le réseau.
3. Créer, pour chaque item, un nœud dans le réseau.
4. Si le niveau organisationnel est pris en compte, créer un nœud pour chaque FOP.
5. Connecter les nœuds en fonction des liens génériques d'influence.

Les FOP d'une même organisation ne sont modélisés qu'une seule fois pour toute le modèle. Si les organisations diffèrent entre certaines barrières, il convient alors de distinguer les FOP associés à ces organisations (à titre d'illustration, la Figure 3-18 illustre le fait que les barrières sont réalisées par deux entreprises et deux organisations différentes sont donc modélisées).

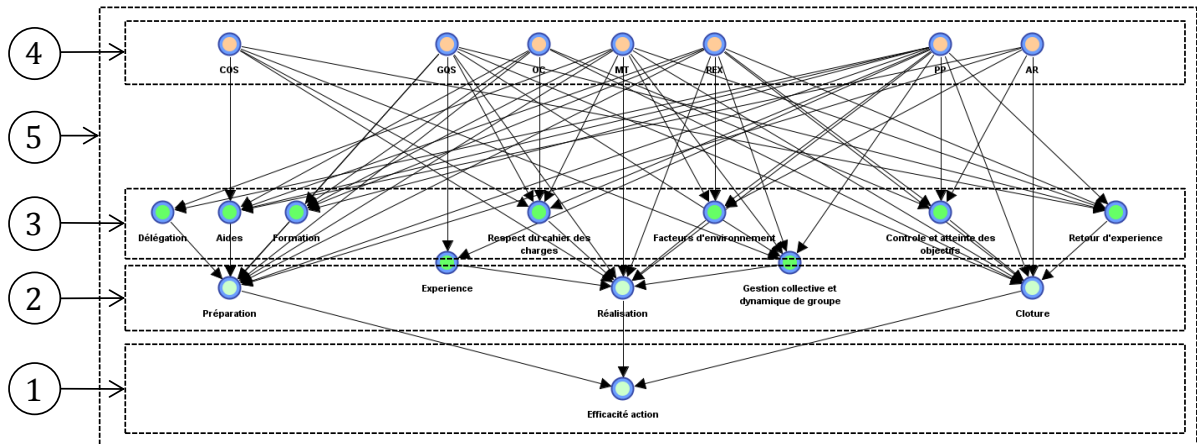


Figure 3-16. Représentation évidentielle d'une barrière dans l'AiDR

Les variables du niveau environnemental (physique ou réglementaire) sont quant à elles modélisées soit directement dans le nœud-papillon soit par des nœuds supplémentaires. Il en est de même pour toutes les variables autres que celles du nœud-papillon ou des barrières.

(3) Structuration des autres variables du modèle

- Créer un nœud pour chaque variable.
- Associer à chaque nœud le nom de la variable correspondante.

Lorsque toutes les vues sont modélisées sous forme de graphes orientés sans circuit, il convient de connecter l'ensemble des motifs obtenus pour former le modèle global en respectant le processus suivant :

(4) Connexion des structures

- Chaque barrière est connectée au nœud-papillon en fonction de sa position dans celui-ci. Il peut s'agir d'une *connexion directe* sur le risque associé ou bien un nœud supplémentaire peut permettre une *connexion indirecte* entre la barrière et le risques sur lequel elle agit. Le second type de connexion permet de mettre en évidence l'apport de l'existence de la barrière.
- Si certaines variables environnementales ne sont pas modélisées directement dans le nœud-papillon, elles sont connectées aux variables avec lesquelles elles sont en lien.
- Les autres variables sont connectées dans le réseau en fonction de leurs liens avec les autres variables.

La Figure 3-17 illustre la connexion entre les effets majeurs *EM1* et *EM2* et la barrière associée. Elle est connectée directement sur *EM1* et indirectement sur *EM2*.

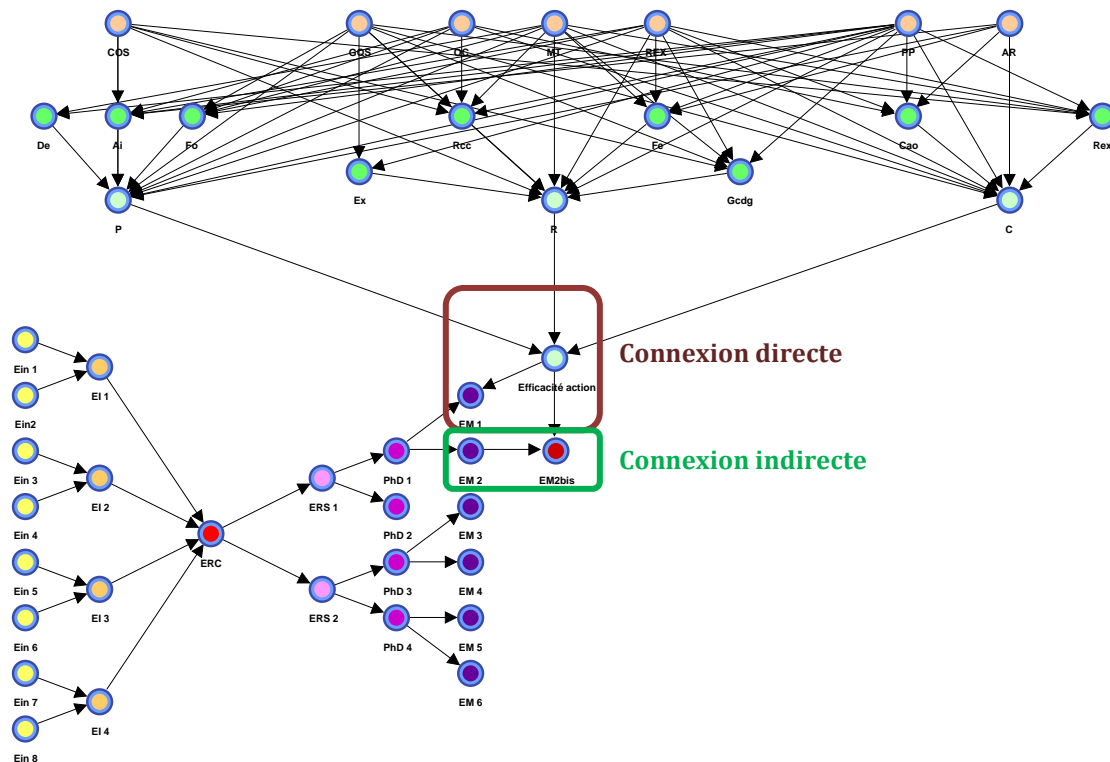


Figure 3-17. Exemple de connexion entre une barrière et le nœud-papillon

Sur la base des Figures 3-15, 3-16 et 3-17, nous proposons dans la Figure 3-18 la modélisation globale du modèle de risques proposé dans [ARAMIS, 2004] (où les risques environnementaux sont représentés dans le nœud-papillon).

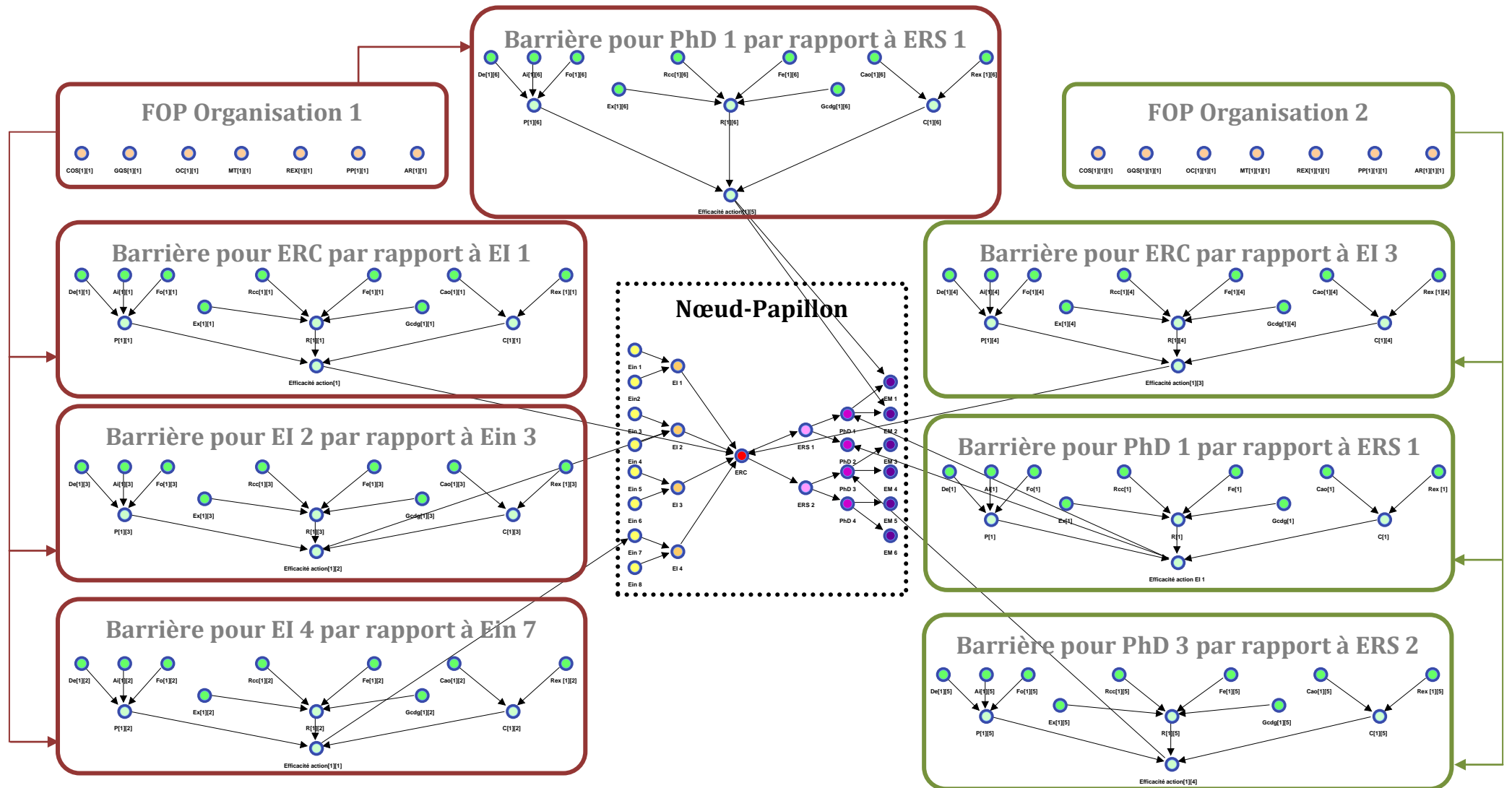


Figure 3-18. Exemple de structure de modèle de risques évidentiel d'après [ARAMIS, 2004]

2.1.2. La notion de tables de masses

2.1.2.1. Représentation générale d'une table de masses

Dans le cas des réseaux Bayésiens, [Léger, 2009] complète le processus de construction du nœud-papillon présenté précédemment par l'ajout de deux étapes correspondant à la définition des tables associées à chaque nœud du modèle de risques :

1. Définir, pour chaque nœud racine du réseau, une distribution de probabilités a priori correspondant à celle donnée pour la feuille de l'arbre.
2. Définir, pour chaque nœud intermédiaire, une table de probabilités conditionnelles en fonction de la relation à considérer.

Si dans les réseaux Bayésiens les tables associées à chaque nœud sont composées de valeurs de probabilités, dans les réseaux évidentiels elles contiennent des masses de croyances. Le passage à des réseaux évidentiels nécessite donc d'adapter la structure des tables habituellement utilisées dans les réseaux bayésiens à leur utilisation dans les réseaux évidentiels. En fonction de la position du nœud dans le réseau, [Simon et Weber, 2009] distinguent deux types de tables :

- Les *tables de masses a priori* qui concernent les nœuds racines du réseau et caractérisent l'état a priori de ces nœuds. Il s'agit de tables non conditionnelles.
- Les *tables de masses conditionnelles* (TMC) qui concernent les nœuds intermédiaires du réseau et caractérisent la relation de causalité entre les nœuds.

Les connexions entre les nœuds du réseau permettent de définir les structures des tables de masses. Nous proposons ici de préciser la façon dont sont définies les structures des tables de masses a priori et conditionnelles. Considérons une variable aléatoire X définie dans la théorie de l'évidence par³⁰ :

$$\Omega_X = \{H_1^X, H_2^X, \dots, H_n^X\}$$

$$2^{\Omega_X} = \{\phi, A_1^X, A_2^X, \dots, A_{2^n-1}^X\} \text{ avec } A_q^X = \{H_q^X\} \forall q = 1, \dots, n \text{ et } A_{2^n-1}^X = \bigcup_{i=1}^n H_i^X \quad (3.2)$$

$$m_\phi = m(\phi) \neq 0 \text{ si monde ouvert, } m_\phi = m(\phi) = 0 \text{ si monde fermé} \quad (3.3)$$

$$m(A_q^X) = m_q \text{ avec } \sum_{A_q^X \in 2^{\Omega_X}} m(A_q^X) = 1 \quad (3.4)$$

La table de masses a priori associée à une variable racine X d'un réseau évidentiel est un vecteur représentant la distribution des masses de la variable X défini par (Tableau 3-19) :

$$M_X = \{m_\phi, m_1, \dots, m_q, \dots, m_{2^n-1}\} \quad (3.5)$$

Y_i					
ϕ	$A_1^{Y_i}$...	$A_{m_i}^{Y_i}$...	$A_{2^{m_i}-1}^{Y_i}$
m_ϕ	m_1	...	m_{m_i}	...	$m_{2^{m_i}-1}$

Tableau 3-19. Définition générale d'une Table de Masses a priori

Considérons maintenant la variable aléatoire X et ses parents Y_i (Figure 3-19). Chaque variable Y_i est définie par m_i hypothèses exclusives et exhaustives telles que :

$$\Omega_{Y_i} = \{H_1^{Y_i}, H_2^{Y_i}, \dots, H_{m_i}^{Y_i}\} \quad (3.6)$$

$$2^{\Omega_{Y_i}} = \{\phi, A_1^{Y_i}, A_2^{Y_i}, \dots, A_{2^{m_i}-1}^{Y_i}\} \text{ avec } A_r^{Y_i} = \{H_r^{Y_i}\} \forall r = 1, \dots, m_i \text{ et } A_{2^{m_i}-1}^{Y_i} = \bigcup_{j=1}^{m_i} H_j^{Y_i} \quad (3.7)$$

³⁰ Les ensembles focaux A_r^X avec $q > n$ modélisent l'incertitude épistémique.

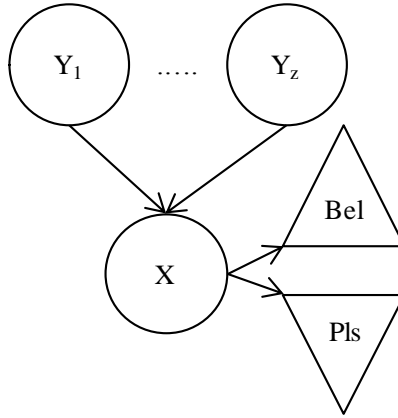


Figure 3-19. Exemple de RFC selon [Simon et al., 2008]

Les TMC associées au nœud intermédiaire X d'un réseau évidentiel sont définies par le produit cartésien des ensembles focaux des power-set des parents Y_i et de celui de X [Simon et Weber, 2009]. En d'autres termes, la TMC de X est définie par les masses conditionnelles $M(X|Y_1, \dots, Y_z)$ pour chaque ensemble focal A_q^X sachant les ensembles focaux $A_r^{Y_i}$ (Tableau 3-20) :

$$M(X|Y_i) = \begin{pmatrix} m(A_1^X | A_1^{Y_1}, \dots, A_1^{Y_z}) & \dots & m(A_q^X | A_q^{Y_1}, \dots, A_q^{Y_z}) & \dots & m(A_{2^{n-1}}^X | A_{2^{m_1-1}}^{Y_1}, \dots, A_{2^{m_z-1}}^{Y_z}) \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ m(A_1^X | A_{2^{m_1-1}}^{Y_1}, \dots, A_{2^{m_z-1}}^{Y_z}) & \dots & m(A_q^X | A_{2^{m_1-1}}^{Y_1}, \dots, A_{2^{m_z-1}}^{Y_z}) & \dots & m(A_{2^{n-1}}^X | A_{2^{m_1-1}}^{Y_1}, \dots, A_{2^{m_z-1}}^{Y_z}) \end{pmatrix} \quad (3.8)$$

					X				
Y_1	...	Y_i	...	Y_z	A_1^X	...	A_q^X	...	$A_{2^{n-1}}^X$
$A_1^{Y_1}$...	$A_1^{Y_i}$...	$A_1^{Y_z}$	$m(A_1^X A_1^{Y_1}, \dots, A_1^{Y_z})$...	$m(A_q^X A_q^{Y_1}, \dots, A_q^{Y_z})$...	$m(A_{2^{n-1}}^X A_{2^{m_1-1}}^{Y_1}, \dots, A_{2^{m_z-1}}^{Y_z})$
...
$A_{2^{m_1-1}}^{Y_1}$...	$A_{2^{m_i-1}}^{Y_i}$...	$A_{2^{m_z-1}}^{Y_z}$	$m(A_1^X A_{2^{m_1-1}}^{Y_1}, \dots, A_{2^{m_z-1}}^{Y_z})$...	$m(A_q^X A_{2^{m_1-1}}^{Y_1}, \dots, A_{2^{m_z-1}}^{Y_z})$...	$m(A_{2^{n-1}}^X A_{2^{m_1-1}}^{Y_1}, \dots, A_{2^{m_z-1}}^{Y_z})$

Tableau 3-20. Définition générale d'une Table de Masses Conditionnelles (TMC)

Les nœuds *Bel* et *Pls* servent respectivement à calculer les mesures de croyances et de plausibilité sur les variables d'intérêt du réseau. [Simon et al., 2008] proposent en effet de calculer les mesures de croyances et de plausibilité des ensembles focaux de chaque variable (équations 2.16 et 2.17) par l'ajout de ces deux nœuds. La création de deux nœuds distincts est nécessaire car les deux mesures ne sont pas additives et ne peuvent donc pas être calculées dans un même nœud. Les tables de masses conditionnelles associées à ces deux nœuds particuliers sont définies telles que présentées dans le Tableau 3-21.

$A_n^X \in 2^{\Omega_x}$	Bel (A_m^X)		$A_n^X \in 2^{\Omega_x}$	Pls (A_m^X)	
	Croyance	Doute		Plausibilité	Incrédibilité
...
A_n^X	= 1 si $A_n^X \subseteq A_m^X$ = 0 sinon	= 0 si $A_n^X \subseteq A_m^X$ = 1 sinon	A_n^X	= 1 si $A_n^X \cap A_m^X \neq \emptyset$ = 0 sinon	= 0 si $A_n^X \cap A_m^X \neq \emptyset$ = 1 sinon
...

Tableau 3-21. TMC associées au calcul des mesures de croyances et de plausibilité

2.1.2.2. Les ensembles focaux dans l'AiDR

Les ensembles focaux des variables sont fonction des cadres de discernement. Les principales variables du modèle de risques de l'AiDR caractérisent les FOP, les items, l'efficacité des phases ou des barrières, les phénomènes environnementaux et la disponibilité ou la dégradation du système et des matériels. Nous recensons dans le Tableau 3-22 les modalités associées à ces variables ainsi que leur définition. Grâce à ce tableau, nous définissons dans le Tableau 3-23 les power-set associés aux variables principales d'un modèle de risques de l'AiDR.

Variables	Modalités	Définition
FOP	Présent	Le facteur organisationnel est pathogène.
	Absent	Le facteur organisationnel n'est pas pathogène.
Item	Présent	L'item répond bien aux exigences de l'action.
	Dégradé	L'item ne répond pas (ou partiellement) aux exigences de l'action.
Efficacité des phases ou des actions	Efficace	La phase ou l'action remplit pleinement sa fonction.
	Inefficace	La phase ou l'action ne remplit pas (ou partiellement) sa fonction.
Phénomène environnemental	Présent	Le phénomène environnemental est présent.
	Absent	Le phénomène environnemental est absent.
Disponibilité du système ou des matériels	Disponible	Les conditions de disponibilité du système sont respectées.
	Indisponible	Les conditions de disponibilité du système ne sont pas respectées.
Etat du système ou d'un matériel	Dégradé	Les conditions d'intégrité du système ne sont pas respectées.
	Intègre	Les conditions d'intégrité du système sont respectées.

Tableau 3-22. Cadres de discernement des principales variables de l'AiDR

Nous observons que les variables de l'AiDR sont principalement des *variables binaires*. Cette observation est importante pour la phase de quantification du modèle de risques.

Variables	Cadres de discernement
Facteur Organisationnel Pathogène	{{Présent},{Absent}}
Item	{{Présent},{Dégradé}}
Efficacité des phases ou d'une LDD	{{Efficace},{Inefficace}}
Phénomène environnemental	{{Présent},{Absent}}
Disponibilité du système ou d'un matériel	{{Disponible},{Indisponible}}
Etat du système ou d'un matériel	{{Dégradé},{Intègre}}

Tableau 3-23. Cadres de discernement associés aux principales variables de l'AiDR

En nous appuyant sur les cadres de discernement donnés dans le Tableau 3-23, il est alors aisé de définir les modalités associées aux principales variables du modèle évidentiel de l'AiDR. Le Tableau 3-24 propose la TMC de la phase de clôture d'une action en fonction de ses deux parents, les items « retour d'expérience » (Rex) et « contrôle et atteinte des objectifs » (Cao).

Rex	Cao	Phase de Clôture		
		{Efficace}	{Inefficace}	{Efficace,Inefficace}
{Présent}	{Présent}			
{Présent}	{Dégradé}			
{Présent}	{Présent,Dégradé}			
{Dégradé}	{Présent}			
{Dégradé}	{Dégradé}			
{Dégradé}	{Présent,Dégradé}			
{Présent,Dégradé}	{Présent}			
{Présent,Dégradé}	{Dégradé}			
{Présent,Dégradé}	{Présent,Dégradé}			

Tableau 3-24. Exemple de structure d'une TMC dans l'AiDR

Le Tableau 3-25 donne un exemple de tables de masses a priori dans le cas d'un item. Notons que, la méthodologie d'AiDR étant modulaire, les items peuvent être soit des nœuds racines soit des nœuds intermédiaires : dans le premier cas, ils seront définis par une distribution de masses conditionnelles ; dans le second cas, ils seront définis par des TMC en fonction des FOP associés.

Item		
{Présent}	{Dégradé}	{Présent,Dégradé}

Tableau 3-25. Exemple de Table de Masses a priori dans l'AiDR

2.2. Paramétrisation du modèle

Le niveau quantitatif du modèle évidentiel de risques repose sur la paramétrisation des tables de masses induites par la structuration qualitative du modèle de risques. Ainsi, il convient de :

- Définir, pour chaque nœud racine, une distribution de masses a priori et paramétrer la table associée au nœud en conséquence.

- Définir, pour chaque nœud intermédiaire, les distributions de masses conditionnelles en fonction de la relation à considérer et paramétrer la TMC associée au nœud.

La paramétrisation des tables s'appuie à la fois sur les expressions des connaissances issues de la phase d'identification des risques et sur la définition des liens entre les variables du modèle. Par conséquent, la paramétrisation des tables du modèle évidentiel doit être adaptée pour la représentation de quantifications dans différents cadres de modélisation de l'incertain ainsi que pour la modélisation de relations logiques entre les variables. L'utilisation des réseaux évidentiels comme modèle de risques de la méthodologie d'AiDR nécessite donc :

1. De permettre la modélisation de connaissances issues de quantifications exprimées sous forme de probabilités, de possibilités, d'intervalles ou encore de croyances.
2. D'adapter les structures logiques (ET, OU, Leaky Noisy-OR, etc.) utilisées pour paramétrer certaines TPC à leur utilisation avec des informations imprécises pour paramétrer les TMC.

2.2.1. Modélisation et quantifications

2.2.1.1. Quantification par des distributions de probabilités

Considérons une variable aléatoire X définie dans le cadre probabiliste par n hypothèses exclusives et exhaustives telles que :

$$\Omega_X = \{H_1^X, \dots, H_n^X\} \quad (3.9)$$

$$P(\{H_q^X\}) = P_q \text{ avec } \sum_q P_q = 1 \quad (3.10)$$

Cette représentation probabiliste peut être traduite dans la théorie de l'évidence (équation 3.1) en considérant :

$$m(\phi) = 0, m(A_q^X) = \begin{cases} P_q & \text{si } A_q^X = \{H_q^X\} \\ 0 & \text{sinon} \end{cases} \text{ avec } \sum_{A_q^X \in 2^{\Omega_X}} m(A_q^X) = 1 \quad (3.11)$$

$$\text{Bel}(\{H_q^X\}) = P(\{H_q^X\}) = \text{Pls}(\{H_q^X\}) \quad (3.12)$$

Grâce à la transformation entre une distribution de probabilité et une distribution de masse (équation 3.11), la table de masses a priori d'une variable racine X peut être paramétrée telle que dans le Tableau 3-26.

X							
A_1^X	...	A_q^X	...	A_n^X	A_{n+1}^X	...	$A_{2^n-1}^X$
P_1	...	P_q	...	P_n	0	0	0

Tableau 3-26. Table associée à une distribution de probabilités sur une variable racine

Considérons maintenant une variable aléatoire X et ses variables parents Y_i définies par m_i hypothèses exclusives et exhaustives (Figure 3-19) telles que dans l'équation 3.6 et avec :

$$P(\{H_r^{Y_i}\}) = P_r \text{ avec } \sum_r P_r = 1 \quad (3.13)$$

$$P(\{H_q^X\} | Pa_X) \text{ avec } Pa_X \in (\Omega_{Y_1} \times \dots \times \Omega_{Y_i} \times \dots \times \Omega_{Y_z}) \quad (3.14)$$

Cette représentation probabiliste des variables Y_i peut être traduite dans la théorie de l'évidence grâce aux équations 3.7 et 3.15.

$$m(\phi) = 0, m(A_r^{Y_i}) = \begin{cases} P_r & \text{si } A_r^{Y_i} = \{H_r^{Y_i}\} \\ 0 & \text{sinon} \end{cases} \text{ avec } \sum_{A_r^{Y_i} \in 2^{\Omega_{Y_i}}} m(A_r^{Y_i}) = 1 \quad (3.15)$$

En s'appuyant sur l'équation 3.8, la TMC d'une variable X peut être définie en déterminant, pour chaque ensemble focal singleton de X , l'ensemble des masses conditionnelles associées aux combinaisons entre les ensembles focaux singletons des Y_i (équations 3.16). Pour les ensembles focaux non singletons, les masses conditionnelles sont nulles.

$$m(A_q^X | Y_1, \dots, Y_i, \dots, Y_z) = \begin{cases} 0 & \text{si } A_q^X \neq \{H_q^X\} \text{ ou } A_r^{Y_i} \neq \{H_r^{Y_i}\} \\ P(\{H_q^X\} | Pa_X) & \text{sinon} \end{cases} \quad (3.16)$$

L'équation 3.16 permet de définir la table de masses conditionnelles d'une variable intermédiaire X qui peut être paramétrée de façon générale tel que défini dans le Tableau 3-27. Le Tableau 3-28 illustre la facilité de passage d'une TPC à une TMC grâce à l'équation 3.16 (ici dans le cas d'une variable X avec deux parents Y_1 et Y_2) :

$$\Omega_X = \{H_1^X, H_2^X\}, \Omega_{Y_1} = \{H_1^{Y_1}, H_2^{Y_1}\}, \Omega_{Y_2} = \{H_1^{Y_2}, H_2^{Y_2}\}$$

$$2^{\Omega_X} = \{\phi, A_1^X, A_2^X, A_3^X\}, 2^{\Omega_{Y_1}} = \{\phi, A_1^{Y_1}, A_2^{Y_1}, A_3^{Y_1}\}, 2^{\Omega_{Y_2}} = \{\phi, A_1^{Y_2}, A_2^{Y_2}, A_3^{Y_2}\}$$

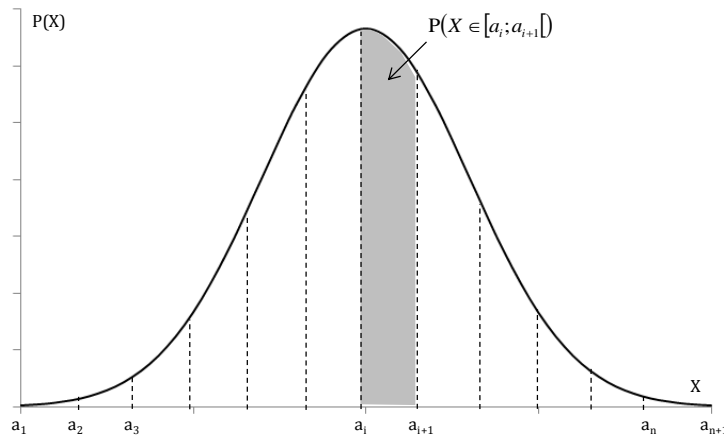
			X					
Y_1	...	Y_z	A_1^X	...	A_n^X	A_{n+1}^X	...	$A_{2^n-1}^X$
$A_1^{Y_1}$...	$A_1^{Y_z}$	$m(A_1^X A_1^{Y_1}, \dots, A_1^{Y_z})$...	$m(A_n^X A_1^{Y_1}, \dots, A_1^{Y_z})$	0	0	0
...	0	0	0
$A_{2^{m_1}-1}^{Y_1}$...	$A_{2^{m_z}-1}^{Y_z}$	$m(A_1^X A_{2^{m_1}-1}^{Y_1}, \dots, A_{2^{m_z}-1}^{Y_z})$...	$m(A_n^X A_{2^{m_1}-1}^{Y_1}, \dots, A_{2^{m_z}-1}^{Y_z})$	0	0	0

Tableau 3-27. TMC d'une distribution de probabilités conditionnelles sur une variable intermédiaire

		X		
Y_1	Y_2	A_1^X	A_2^X	A_3^X
$A_1^{Y_1}$	$A_1^{Y_2}$	$m(A_1^X A_1^{Y_1}, A_1^{Y_2}) = P(\{H_1^X\} \{H_1^{Y_1}\}, \{H_1^{Y_2}\})$	$m(A_2^X A_1^{Y_1}, A_1^{Y_2}) = P(\{H_2^X\} \{H_1^{Y_1}\}, \{H_1^{Y_2}\})$	0
$A_1^{Y_2}$	$A_2^{Y_2}$	$m(A_1^X A_1^{Y_1}, A_2^{Y_2}) = P(\{H_1^X\} \{H_1^{Y_1}\}, \{H_2^{Y_2}\})$	$m(A_2^X A_1^{Y_1}, A_2^{Y_2}) = P(\{H_2^X\} \{H_1^{Y_1}\}, \{H_2^{Y_2}\})$	0
$A_1^{Y_2}$	$A_3^{Y_2}$	0	0	0
$A_2^{Y_2}$	$A_1^{Y_2}$	$m(A_1^X A_2^{Y_1}, A_1^{Y_2}) = P(\{H_1^X\} \{H_2^{Y_1}\}, \{H_1^{Y_2}\})$	$m(A_2^X A_1^{Y_1}, A_1^{Y_2}) = P(\{H_2^X\} \{H_2^{Y_1}\}, \{H_1^{Y_2}\})$	0
$A_2^{Y_2}$	$A_2^{Y_2}$	$m(A_1^X A_2^{Y_1}, A_2^{Y_2}) = P(\{H_1^X\} \{H_2^{Y_1}\}, \{H_2^{Y_2}\})$	$m(A_2^X A_2^{Y_1}, A_2^{Y_2}) = P(\{H_2^X\} \{H_2^{Y_1}\}, \{H_2^{Y_2}\})$	0
$A_2^{Y_2}$	$A_3^{Y_2}$	0	0	0
$A_3^{Y_2}$	$A_1^{Y_2}$	0	0	0
$A_3^{Y_2}$	$A_2^{Y_2}$	0	0	0
$A_3^{Y_2}$	$A_3^{Y_2}$	0	0	0

Tableau 3-28. Exemple de TMC d'une distribution de probabilités sur une variable intermédiaire

Les transformations proposées ici font l'hypothèse d'une *variable aléatoire discrète*. Comme cela est fait pour la paramétrisation d'une table de probabilités conditionnelles dans un réseau Bayésien, dans le cas d'une *variable aléatoire continue*, il convient de la discrétiser en n intervalles disjoints afin de former n ensembles focaux comme précisé dans [Baudrit, 2005] :



$$\Omega_X = \{[a_1; a_2[, \dots, [a_i; a_{i+1}[, \dots, [a_n; a_{n+1}[\} \text{ avec } A_i^X = [a_i; a_{i+1}[\forall i = 1, \dots, n \quad (3.17)$$

$$m(A_i^X) = \begin{cases} P(X \in [a_i; a_{i+1}[) = \int_{a_i}^{a_{i+1}} P(x) dx \quad \forall i = 1, \dots, n \\ 0 \quad \forall i > n \end{cases} \quad (3.18)$$

X							
A_1^X	...	A_q^X	...	A_n^X	A_{n+1}^X	...	$A_{2^n-1}^X$
$P(X \in [a_1; a_2[)$...	$P(X \in [a_q; a_{q+1}[)$...	$P(X \in [a_n; a_{n+1}[)$	0	0	0

Tableau 3-29. Table d'une discrétisation d'une distribution de probabilités sur une variable racine

2.2.1.2. Quantification par des intervalles de probabilités

Considérons une variable aléatoire X binaire définie dans la théorie des intervalles par :

$$\Omega_X = \{H_1^X, H_2^X\} \\ P(\{H_1^X\}) \in [\underline{P}_1, \overline{P}_1] \quad (3.19)$$

$$P(\{H_2^X\}) \in [\underline{P}_2, \overline{P}_2] \quad (3.20)$$

$$\underline{P}_1 + \overline{P}_2 = 1 \text{ et } \overline{P}_1 + \underline{P}_2 = 1 \text{ (additivité)} \quad (3.21)$$

Cette représentation par intervalles peut être traduite dans la théorie de l'évidence, en appliquant le principe d'engagement minimum, telle que :

$$2^{\Omega_X} = \{\phi, A_1^X, A_2^X, A_3^X\} \text{ avec } A_1^X = \{H_1^X\}, A_2^X = \{H_2^X\} \text{ et } A_3^X = \Omega_X \\ m(\phi) = 0, m(A_1^X) = \underline{P}_1, m(A_2^X) = \underline{P}_2 = 1 - \overline{P}_1 \quad (3.22)$$

$$m(A_3^X) = \overline{P}_1 - \underline{P}_1 = \overline{P}_2 - \underline{P}_2 = 1 - \underline{P}_1 - \underline{P}_2 \quad (3.23)$$

Les relations entre les mesures de croyance et de plausibilité et les bornes des intervalles de probabilités peuvent être définies grâce aux équations 2.30, 2.31 par :

$$\text{Bel}(A_1^X) = m(A_1^X) = \underline{P}_1 \text{ et } \text{Pls}(A_1^X) = m(A_1^X) + m(A_3^X) = \overline{P}_1 \quad (3.24)$$

$$\text{Bel}(A_2^X) = m(A_2^X) = \underline{P}_2 \text{ et } \text{Pls}(A_2^X) = m(A_2^X) + m(A_3^X) = \overline{P}_2 \quad (3.25)$$

L'équation 3.21 implique que la connaissance exprimée sur X est *cohérente* par rapport à la contrainte d'additivité du cadre probabiliste. Une expression non cohérente apparaît lorsque cette contrainte n'est pas respectée. Considérons une expression de X telle que $P(\{H_1^X\}) \in [0.5, 0.8]$ et $P(\{H_2^X\}) \in [0.3, 0.6]$. Dans ce cas, certaines combinaisons de valeurs ne sont pas cohérentes. Par exemple, $P(\{H_2^X\})$ ne peut pas être supérieure à 0.5 puisque $P(\{H_1^X\})$ est au minimum égal à 0.5. De même, $P(\{H_1^X\})$ ne peut être supérieure à 0.7 puisque $P(\{H_2^X\})$ est au minimum égal à 0.3.

Notons que la transformation entre la théorie des intervalles et la théorie de l'évidence est plus difficile pour des variables non binaires. Il s'agit d'un problème *sous-déterminé* qui peut se résoudre par optimisation ou en prenant en considération certains choix opportuns [Denoeux, 2012]. Ces choix reposent principalement sur le fait de considérer la distribution de masses la moins informative par rapport à la connaissance disponible. Il peut ainsi s'agir de l'utilisation du principe d'engagement minimum ou d'hypothèses telles que :

$$\underline{P}(\{H_i^X\}) = \text{Bel}(\{H_i^X\})$$

Toutefois, les analyses de risques nous amènent à être très souvent en présence de variables binaires [Destercke, 2008]. C'est également le cas pour les principales variables de la méthodologie d'AiDR comme nous l'avons montré dans la section 2.1.2.2.

Grâce à la transformation entre des intervalles et une distribution de masse définie dans les équations 3.22 et 3.23, la table de masses a priori d'une variable racine binaire X peut être paramétrée telle que dans le Tableau 3-30 pour le cas de variables binaires.

X		
$\{H_1^X\}$	$\{H_2^X\}$	$\{H_1^X, H_2^X\}$
\underline{P}_1	\underline{P}_2	$1 - \underline{P}_1 - \underline{P}_2$

Tableau 3-30. Table associée à une distribution d'intervalles sur une variable racine binaire

Considérons maintenant une variable aléatoire binaire X et ses variables parents Y_i définie par m_i hypothèses exclusives et exhaustives (Figure 3-19) telles que dans l'équation 3.6 et avec :

$$P(\{H_1^X\} | Pa_X) \in [\underline{P}_1, \overline{P}_1], P(\{H_2^X\} | Pa_X) \in [\underline{P}_2, \overline{P}_2], \underline{P}_1 + \overline{P}_2 = 1 \text{ et } \overline{P}_1 + \underline{P}_2 = 1 \text{ (additivité)} \quad (3.26)$$

La TMC associée à la variable X peut être définie par (Tableau 3-31) :

$$m(A_1^X | Y_1, \dots, Y_z) = \underline{P}(\{H_1^X\} | Pa_X), m(A_2^X | Y_1, \dots, Y_z) = \underline{P}(\{H_2^X\} | Pa_X) \quad (3.27)$$

$$m(A_3^X | Y_1, \dots, Y_z) = \overline{P}(\{H_1^X\} | Pa_X) - \underline{P}(\{H_1^X\} | Pa_X) \quad (3.28)$$

			X		
Y_1	...	Y_z	A_1^X	A_2^X	A_3^X
$A_1^{Y_1}$...	$A_1^{Y_z}$	$\underline{P}(\{H_1^X\} A_1^{Y_1}, \dots, A_1^{Y_z})$	$1 - \overline{P}(\{H_1^X\} A_1^{Y_1}, \dots, A_1^{Y_z})$	$\overline{P}(\{H_1^X\} A_1^{Y_1}, \dots, A_1^{Y_z}) - \underline{P}(\{H_1^X\} A_1^{Y_1}, \dots, A_1^{Y_z})$
...
$A_{2^{m_1}-1}^{Y_1}$...	$A_{2^{m_z}-1}^{Y_z}$	$\underline{P}(\{H_1^X\} A_{2^{m_1}-1}^{Y_1}, \dots, A_{2^{m_z}-1}^{Y_z})$	$1 - \overline{P}(\{H_1^X\} A_{2^{m_1}-1}^{Y_1}, \dots, A_{2^{m_z}-1}^{Y_z})$	$\overline{P}(\{H_1^X\} A_{2^{m_1}-1}^{Y_1}, \dots, A_{2^{m_z}-1}^{Y_z}) - \underline{P}(\{H_1^X\} A_{2^{m_1}-1}^{Y_1}, \dots, A_{2^{m_z}-1}^{Y_z})$

Tableau 3-31. TMC associée à une distribution d'intervalles sur une variable intermédiaire binaire

2.2.1.3. Quantification par des distributions de possibilités

Considérons une variable aléatoire X définie dans la théorie des possibilités par la distribution de possibilités $\pi(x)$ telle que dans la Figure 3-20. [Baudrit, 2005] propose deux approximations de cette distribution de possibilités par une distribution de masses : une *approximation inférieure* et une *approximation supérieure*. Ces approximations s'appuient sur une discrétisation de la distribution $\pi(x)$ en n alpha-coupes π_{α_i} . Les ensembles focaux sont définis par les alpha-coupes π_{α_i} (équations 3.29 et 3.30).

$$\alpha_n > 0, \alpha_{n+1} = 0, \alpha_1 = 1 \quad (3.29)$$

$$\pi_{\alpha_i} = [a_i; \overline{a}_i] \forall i = 1, \dots, n \text{ avec } \pi_{\alpha_i} \subseteq \pi_{\alpha_{i+1}} \quad (3.30)$$

$$m(\pi_{\alpha_i}) = \begin{cases} \alpha_i - \alpha_{i+1} \quad \forall i = 1, \dots, n \text{ pour une approximation inférieure} \\ \alpha_{i-1} - \alpha_i \quad \forall i = 1, \dots, n \text{ pour une approximation supérieure} \end{cases} \quad (3.31)$$

$$N(\{H_i^X\}) = \text{Bel}(\{H_i^X\}) \text{ et } \Pi(\{H_i^X\}) = \text{Pls}(\{H_i^X\}) \quad (3.32)$$

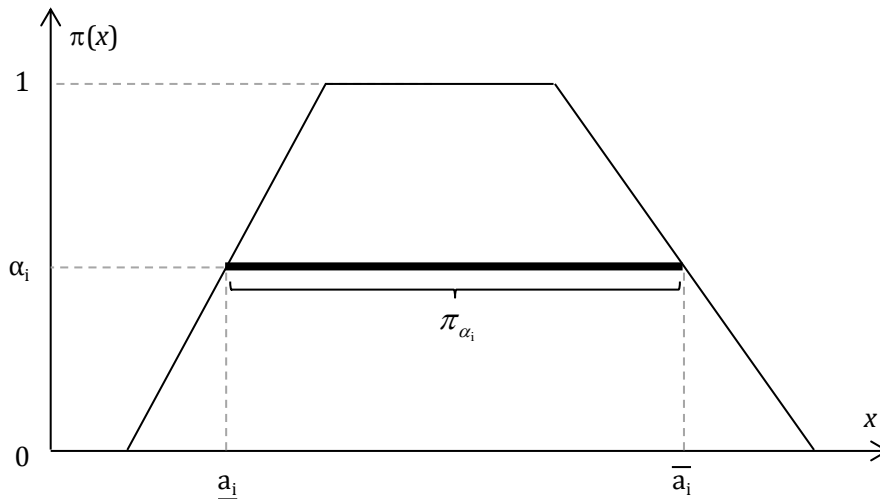


Figure 3-20. Définition d'une variable aléatoire par une distribution de possibilités

Plus la discrétisation de $\pi(x)$ est fine, plus on se rapproche de la distribution de possibilités initiale [Baudrit, 2005]. La Figure 3-21 illustre une approximation inférieure d'une distribution de possibilités à gauche et une approximation supérieure à droite.

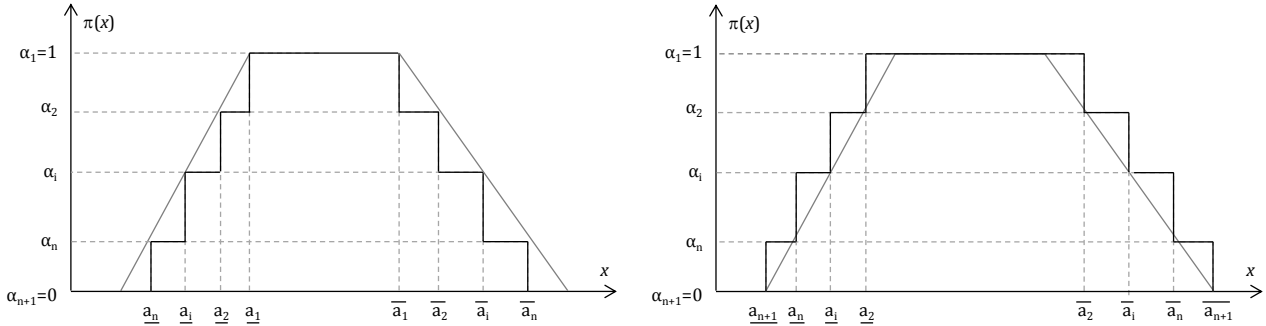


Figure 3-21. Approximations inférieure et supérieure d'une distribution de possibilités

En s'appuyant sur les équations 3.30 et 3.31, la table de masses a priori d'une variable racine X peut alors être paramétrée telle que définie dans le Tableau 3-32.

X					
$[a_1; \bar{a}_1]$	$[a_2; \bar{a}_2]$...	$[a_i; \bar{a}_i]$...	$[a_n; \bar{a}_n]$
$\alpha_1 - \alpha_2$	$\alpha_2 - \alpha_3$...	$\alpha_i - \alpha_{i+1}$...	$\alpha_n - \alpha_{n+1}$

X					
$[a_2; \bar{a}_2]$...	$[a_i; \bar{a}_i]$...	$[a_n; \bar{a}_n]$	$[a_{n+1}; \bar{a}_{n+1}]$
$\alpha_1 - \alpha_2$...	$\alpha_{i-1} - \alpha_i$...	$\alpha_{n-1} - \alpha_n$	$\alpha_n - \alpha_{n+1}$

Tableau 3-32. Table associée à une distribution de possibilités sur une variable racine

Dans le cas de l'AiDR, nous sommes plus souvent amenés à associer une distribution de possibilité à une hypothèse, i.e. pour une distribution a priori ou à un facteur d'influence. Par exemple, la quantification de la dégradation d'un item peut être faite par une distribution de possibilité sur la valeur de la modalité « dégradation ». De même, un facteur d'influence peut être défini par une distribution de possibilités (Figure 3-12). Dans ce cas, l'utilisation de la transformation entre des distributions de possibilités et des distributions de croyances proposée par [Baudrit, 2005] n'est pas adaptée à ce besoin.

Considérons une variable aléatoire binaire X définie par : $\Omega_X = \{H_1^X, H_2^X\}$

La quantification associée à la probabilité d'occurrence d'une hypothèse H_k^X peut être définie par l'intermédiaire d'une distribution de possibilités (ou d'un nombre flou) afin de matérialiser une imprécision sur la valeur de cette probabilité (Figure 3-22).

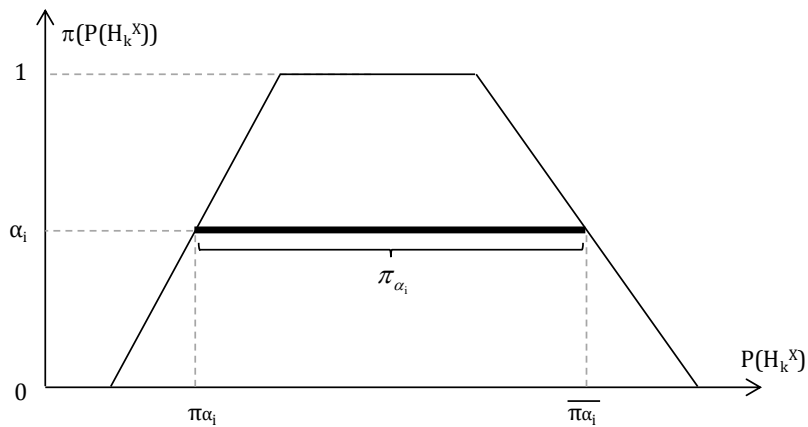


Figure 3-22. Quantification de l'occurrence d'une hypothèse H_k^X par une distribution de possibilités

L'utilisation de ce type de quantification peut être transposée dans la théorie de l'évidence en s'appuyant sur la notion d'alpha-coupes. Cela revient à définir, pour chaque alpha-coupe π_{α_i} , un intervalle dans lequel se situe la valeur de la probabilité d'occurrence recherchée à un niveau de confiance $(1-\alpha_i)$ tel que :

$$P(\{H_k^X\}) \in \pi_{\alpha_i} \text{ avec } \pi_{\alpha_i} = [\underline{\pi}_{\alpha_i}; \overline{\pi}_{\alpha_i}] \forall i=1, \dots, n \text{ et } \sum_k P(\{H_k^X\}) = 1 \text{ (additivité)} \quad (3.33)$$

Ainsi, en nous appuyant sur les équations 3.22 et 3.23 proposées pour la modélisation de quantifications par intervalles, il est possible de déterminer une distribution de masses pour chaque alpha-coupe Π_{α_i} telle que (Tableau 3-33) :

$$2^{\Omega_x} = \{\emptyset, A_1^X, A_2^X, A_3^X\} \text{ avec } A_1^X = H_1^X, A_2^X = H_2^X \text{ et } A_3^X = \Omega_x = \{H_1^X, H_2^X\} \quad (3.34)$$

$$m(\emptyset) = 0, m(A_1^X) = \underline{\pi_{\alpha_i}}, m(A_2^X) = 1 - \overline{\pi_{\alpha_i}}, m(A_3^X) = \overline{\pi_{\alpha_i}} - \underline{\pi_{\alpha_i}} \quad (3.35)$$

X		
$\{H_1^X\}$	$\{H_2^X\}$	$\{H_1^X, H_2^X\}$
$\underline{\pi_{\alpha_i}}$	$1 - \overline{\pi_{\alpha_i}}$	$\overline{\pi_{\alpha_i}} - \underline{\pi_{\alpha_i}}$

Tableau 3-33. Table associée à une alpha-coupe sur une variable racine binaire

2.2.1.4. Quantifications par p-box

Comme nous l'avons précisé dans le Chapitre 2, la traduction d'une p-box en une distribution de masses de croyances pose encore certains problèmes [Ferson et al., 2003] [Baudrit, 2005]. Cette traduction n'est pas triviale car *il n'existe pas une unique représentation d'une p-box par une fonction de croyance*.

[Baudrit, 2005] propose cependant deux transformations possibles. Pour cela, il s'appuie sur la définition d'ensembles focaux à partir de la fonction inverse d'une fonction $F(X)$ en considérant des ensembles focaux emboîtés ou non. Dans le cas d'ensemble focaux emboîtés, cela revient à considérer la distribution de possibilités induite par la p-box et de travailler sur ses alpha-coupes tel que présenté dans la section 2.2.1.3. En outre, [Baudrit, 2005] identifie une autre solution possible, non encore résolue, qui consisterait à caractériser l'ensemble des fonctions de croyance dont les distributions cumulées basse et haute correspondent à la p-box considérée puis d'identifier, parmi elles, celle qui est la moins informative et donc la moins arbitraire (principe d'engagement minimum).

2.2.2. Utilisation de portes logiques évidentielles

2.2.2.1. Présentation des logiques évidentielles ET/OU

Dans les études de fiabilité ou les analyses de risques, nous sommes souvent confrontés à des variables binaires. C'est le cas pour la majeure partie des variables de l'AiDR comme nous l'avons explicité précédemment (Tableau 3-22). Ainsi, les relations déterministes entre certaines variables du modèle de risques sont souvent modélisées par l'utilisation de structures logiques telles que des portes ET, OU, k-parmi-n, ou encore Leaky Noisy-OR dans le cas de l'AiDR. L'adaptation de ces structures à leur utilisation dans les réseaux évidentiels est donc nécessaire. Elle implique que les TPC qui leur sont associées dans les réseaux Bayésiens soient remplacées par une structure de TMC d'un réseau évidentiel.

Pour répondre à la problématique d'utilisation de portes logiques dans les réseaux évidentiels, [Simon et Weber, 2009] proposent l'extension des portes logiques ET et OU. Cette extension permet de modéliser l'incertain sur l'état de variables binaires. Pour la modélisation de lien de causalité de type ET et OU dans le modèle de risques de l'AiDR, nous proposons donc d'utiliser les extensions proposées par [Simon et Weber, 2009] et rappelons ici le fonctionnement de ces structures en vue de leur utilisation.

Considérons trois variables aléatoires binaires X, Y_1 et Y_2 selon la structure proposée dans Figure 3-19. Leurs cadres de discernement et power-sets sont définis par :

$$\Omega_x = \Omega_{Y_1} = \Omega_{Y_2} = \{\{\text{Vrai}\}, \{\text{Faux}\}\}$$

$$2^{\Omega_x} = 2^{\Omega_{Y_1}} = 2^{\Omega_{Y_2}} = \{\emptyset, \{\text{Vrai}\}, \{\text{Vrai}\}, \{\text{Vrai}, \text{Faux}\}\} \quad (3.36)$$

Nous observons que l'utilisation de power-sets au lieu des cadres de discernement induit une augmentation du nombre d'états à considérer pour chaque variable et, par conséquent, une *augmentation exponentielle* de la taille des TMC associées à chaque lien de causalité par rapport à la taille des TPC d'un réseau Bayésien. A titre d'exemple, le Tableau 3-34 indique le nombre de valeurs nécessaires afin de paramétrer complètement une barrière du modèle de risques de l'AiDR dans les réseaux bayésiens et dans les réseaux évidentiels.

	Barrière Réseaux Bayésiens	Barrière Réseaux Evidentiels
FOP	7	14
Items	9 à 200	18 à 2772
Préparation	8 à 1024	54 à 118098
Réalisation	16 à 512	162 à 39366
Clôture	4 à 256	18 à 13122
Efficacité barrière	8	54
TOTAL	52 à 2007	320 à 173426

Tableau 3-34. Paramètres nécessaires pour définir une barrière

La présence de variables binaires permet cependant de réduire largement l'effort de paramétrisation des tables de masses conditionnelles comme le souligne [Simon et Weber, 2009]. Ainsi, seules les masses conditionnelles associées aux singletons des portes logiques ET (notée \wedge) et OU (notée \vee) sont à définir. Les autres lignes des TMC sont déduites en raisonnant de la façon suivante. L'état $\{Vrai, Faux\}$ implique que la variable considérée est dans l'un des deux états sans savoir lequel. Considérons une relation de type ET où Y_1 est $\{Vrai, Faux\}$ et Y_2 est $\{Vrai\}$. Deux cas de figure sont alors possibles selon l'état de Y_1 :

$$\{Vrai\} \wedge \{Vrai\} = \{Vrai\} \tag{3.37}$$

$$\{Faux\} \wedge \{Vrai\} = \{Faux\} \tag{3.38}$$

D'après les équations 3.37 et 3.38, nous observons que l'état de X est donc $\{Vrai\}$ ou $\{Faux\}$ selon l'état de la variable Y_1 . En raisonnant de la même façon pour les autres combinaisons des états des variables Y_1 et Y_2 , il est possible de définir l'ensemble des lignes de la TMC associée à une porte ET (Tableau 3-35).

Y ₁	Y ₂	X		
		{Vrai}	{Faux}	{Vrai,Faux}
{Vrai}	{Vrai}	1	0	0
{Vrai}	{Faux}	0	1	0
{Vrai}	{Vrai,Faux}	0	0	1
{Faux}	{Vrai}	0	1	0
{Faux}	{Faux}	0	1	0
{Faux}	{Vrai,Faux}	0	1	0
{Vrai,Faux}	{Vrai}	0	0	1
{Vrai,Faux}	{Faux}	0	1	0
{Vrai,Faux}	{Vrai,Faux}	0	0	1

Tableau 3-35. TMC associée à une porte logique évidentielle ET [Simon et Weber, 2009]

En appliquant le raisonnement présenté précédemment à une porte logique OU, il est possible d'obtenir la TMC associée à cette porte tel que proposé dans le Tableau 3-36.

Y ₁	Y ₂	X		
		{Vrai}	{Faux}	{Vrai,Faux}
{Vrai}	{Vrai}	1	0	0
{Vrai}	{Faux}	1	0	0
{Vrai}	{Vrai,Faux}	1	0	0
{Faux}	{Vrai}	1	0	0
{Faux}	{Faux}	0	1	0
{Faux}	{Vrai,Faux}	0	0	1
{Vrai,Faux}	{Vrai}	1	0	0
{Vrai,Faux}	{Faux}	0	0	1
{Vrai,Faux}	{Vrai,Faux}	0	0	1

Tableau 3-36. TMC associée à une porte logique évidentielle OU [Simon et Weber, 2009]

De l'analyse des Tableaux 3-35 et 3-36, nous observons qu'en l'absence d'incertain sur les variables parents Y_1 et Y_2 nous retrouvons bien les TPC traditionnellement associées à des portes logiques ET et OU (partie grisée des tableaux). De plus, nous observons que seules trois situations d'incertain sont présentes sur l'état de la variable X alors que cinq combinaisons comportent de l'incertain sur l'état des variables parents Y_1 et Y_2 . De fait, l'utilisation de structures logiques présente la particularité de réduire le nombre de situations incertaines en fonction de la connaissance sur certaines variables.

Comme nous l'avons explicité précédemment, le calcul des mesures de croyance et de plausibilité des états {Vrai} et {Faux} de la variable X sont caractérisées par deux variables Bel et Pls définies telles que présenté dans le Tableau 3-37.

		Bel({Vrai})				Pls({Vrai})	
X		Croyance	Doute	X		Plausibilité	Incrédibilité
{Vrai}		1	0	{Vrai}		1	0
{Faux}		0	1	{Faux}		0	1
{Vrai,Faux}		0	1	{Vrai,Faux}		1	0

		Bel({Faux})				Pls({Faux})	
X		Croyance	Doute	X		Plausibilité	Incrédibilité
{Vrai}		0	1	{Vrai}		0	1
{Faux}		1	0	{Faux}		1	0
{Vrai,Faux}		0	1	{Vrai,Faux}		1	0

Tableau 3-37. TMC associées aux mesures Bel et Pls selon [Simon et Weber, 2009]

La modélisation de ces nœuds n'est utile que lorsqu'il est nécessaire de lire les mesures de croyance et de plausibilité directement dans le réseau. Le cas échéant, ces valeurs peuvent être directement déduites de la distribution de masses sur la variable X . En étendant le théorème de probabilité totale à son utilisation sur des masses, nous retrouvons bien les équations 3.39 à 3.42 pour les différentes mesures de croyances et de plausibilité pour le cas de variables binaires.

$$Bel(\{Vrai\}) = m(X = \{Vrai\}) \tag{3.39}$$

$$Pls(\{Vrai\}) = m(X = \{Vrai\}) + m(X = \{Vrai, Faux\}) \tag{3.40}$$

$$Bel(\{Faux\}) = m(X = \{Faux\}) \tag{3.41}$$

$$Pls(\{Faux\}) = m(X = \{Faux\}) + m(X = \{Vrai, Faux\}) \tag{3.42}$$

Les structures évidentielles ET et OU proposées par [Simon et Weber, 2009] sont applicables pour un nombre quelconque de variables parents. Ainsi, des TMC peuvent être prédéfinies pour plusieurs dimensions afin de simplifier la modélisation. Notons que les mêmes raisonnements que ceux utilisés pour les portes logiques ET et OU peuvent être suivis pour proposer d'autres adaptations de portes logiques classiques pour leur utilisation dans les réseaux évidentiels comme les portes k-parmi-n ou tout autre fonction logique [Simon et Weber, 2009].

2.2.2.2. Utilisation des logiques ET et OU dans l'AiDR

Dans le modèle de risques associé à l'AiDR, les structures logiques de type ET et OU peuvent être utilisées pour définir la disponibilité (ou dégradation) du système en fonction de la disponibilité (ou dégradation) des matériels. Par exemple :

- La disponibilité d'un système est généralement totale si tous les matériels le constituant sont disponibles. La disponibilité du système est donc modélisée par une porte logique ET entre les états de disponibilité des matériels. Pour cela, il convient d'instancier le Tableau 3-35 en fonction du nombre de matériels à considérer.
- La dégradation d'un système est généralement totale si au moins un matériel est dégradé. La dégradation du système est donc modélisée par une porte logique OU entre les états de dégradation des matériels. Pour cela, il convient d'instancier le Tableau 3-36 en fonction du nombre de matériels à considérer.

2.2.2.3. Utilisation de relations logiques dans l'AiDR

Dans les modèles de risques, certains liens de causalité ne sont pas définis par l'intermédiaire de structures logiques Booléennes classiques mais plutôt par des *règles logiques* combinant des structures logiques standards. Dans ce cas, nous proposons de définir la TMC associée à ce type de relation en raisonnant de la même façon que dans [Simon et Weber, 2009] pour les portes logiques ET et OU.

Par exemple, les portes ET et OU peuvent être combinées pour définir la disponibilité d'un matériel soumis à un phénomène physique et auquel une barrière est associée pour limiter l'effet du phénomène. La Figure 3-23 illustre la TMC associée à la disponibilité d'un matériel en fonction de la présence/absence d'un phénomène physique et de l'efficacité/inefficacité de la barrière associée. Dans ce cas, la disponibilité du matériel est définie telle que :

$$(\text{Matériel}=\text{Disponible}) \text{ SI } ((\text{Phénomène}=\text{Absent}) \vee [(\text{Phénomène}=\text{Présent}) \wedge (\text{Barrière}=\text{Efficace})])$$

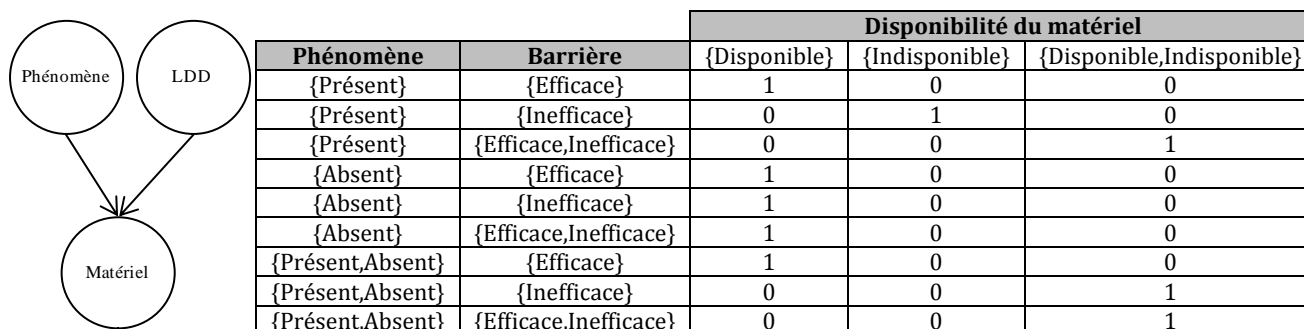


Figure 3-23. Exemple d'utilisation de règles logiques dans les TMC de l'AiDR

2.2.3. Proposition d'un Leaky Noisy-OR évidentiel

Comme mentionné dans le Chapitre 1, l'originalité de la méthodologie d'AiDR repose notamment sur l'utilisation de la notion de barrière permettant de prendre en compte l'effet d'actions de maintenance ou de conduite à travers la caractérisation des composantes humaines et organisationnelles et leur impact sur les différentes phases d'une de ces actions. Le modèle de barrière repose sur une structure logique particulière : le *Leaky Noisy-OR*.

Ce type de structure logique ne dispose pas à ce jour d'équivalent pour son utilisation dans les réseaux évidentiels. L'utilisation de la structure Leaky Noisy-OR dans le modèle de risques de l'AiDR est cependant primordiale pour réduire l'effort d'élicitation des TMC. A ce titre, [Léger, 2009] illustre le gain en termes de paramétrisation des TPC d'une barrière de l'AiDR en comparant le nombre de paramètres nécessaires pour définir les TPC d'une barrière avec et sans Leaky Noisy-OR (Tableau 3-38).

	Barrière sans Leaky Noisy-OR	Barrière avec Leaky Noisy-OR
FOP	7	7
Items	9 à 200	9 à 46
Préparation	8 à 1024	4 à 11
Réalisation	16 à 512	5 à 10
Clôture	4 à 256	3 à 9
Efficacité barrière	8	4
TOTAL	52 à 2007	32 à 87

Tableau 3-38. Paramètres nécessaires pour définir une barrière de l'AiDR

Comme nous l'avons montré dans le Tableau 3-34, l'utilisation de la théorie de l'évidence dans la méthodologie d'AiDR implique une augmentation du nombre de valeurs nécessaires pour paramétrer complètement une TMC. De fait, l'utilisation de la structure logique Leaky-Noisy OR dans les réseaux évidentiels permettrait de réduire sensiblement l'effort de paramétrisation comme elle le permet pour la paramétrisation des TPC. Le Tableau 3-39 illustre la réduction du nombre de valeurs nécessaires pour paramétrer entièrement une barrière qui serait induite par l'utilisation d'un Leaky Noisy-OR évidentiel.

	Réseaux évidentiels sans Leaky Noisy-OR	Réseaux évidentiels avec Leaky Noisy-OR
FOP	14	14
Items	18 à 2772	18 à 46
Préparation	54 à 118098	4 à 11
Réalisation	162 à 39366	5 à 10
Clôture	18 à 13122	3 à 9
Efficacité barrière	54	4
TOTAL	320 à 173426	48 à 94

Tableau 3-39. Paramètres nécessaires pour paramétrer une barrière

Au regard des enjeux liés au développement d'une forme évidentielle de la structure Leaky Noisy-OR, nous proposons dans la section suivante différentes adaptations permettant la prise en compte et la modélisation de l'incertain sur ses paramètres [Fallet-Fidry et al., 2012b].

2.2.3.1. Rappels sur le Noisy-OR et le Leaky Noisy-OR

La structure de Leaky Noisy-OR est une extension de la structure Noisy-OR, elle-même issue de la structure logique OU. Le Noisy-OR a été introduit par [Pearl, 1988] afin notamment de réduire l'effort d'élicitation dans la construction des réseaux Bayésiens par rapport à l'utilisation d'autres relations fonctionnelles [Cozman, 2004] [Zagorecki et Druzdzal, 2004]. Le terme « noisy » indique que les relations entre les variables parents et la variable enfant ne sont pas nécessairement déterministes. En d'autres termes, chaque parent peut produire un effet avec une certaine probabilité.

Cette structure logique permet ainsi de propager de l'incertain sur les conséquences de la combinaison d'événements initiateurs. [Pearl, 1988] propose ainsi d'associer à chaque lien de causalité entre deux nœuds, une *probabilité d'inhibition* p_i définie telle que :

$$p_i = P(X = \{\text{Vrai}\} | Y_i = \{\text{Vrai}\}, Y_{j, j \neq i} = \{\text{Faux}\}) \text{ tel que } 0 \leq p_i \leq 1 \quad (3.43)$$

Par conséquent, pour une relation entre une variable X et n variables enfants Y_i , seule n valeurs (les n probabilités d'inhibition) sont nécessaires pour paramétrer complètement la TPC associée à X au lieu de 2^n sans l'utilisation du Noisy-OR.

Considérons une variable aléatoire binaire X dont les parents Y_i sont également des variables aléatoires binaires. Les probabilités d'inhibition p_i correspondent à la probabilité que X soit $\{\text{Vrai}\}$ si Y_i est $\{\text{Vrai}\}$. La probabilité p_i illustre ainsi le fait que la relation de causalité entre X et Y_i peut être inhibée. Notons que si toutes les probabilités d'inhibition p_i sont égales à 1, la structure redevient une structure OR. En considérant l'ensemble des Y_i dans l'état $\{\text{Vrai}\}$ (noté Y_v), il est alors facile de déterminer les probabilités de l'état de la variable X en fonction de l'état des Y_i :

$$P(X = \{\text{Vrai}\} | Y_i) = 1 - \prod_{Y_i \in Y_v} (1 - p_i) \quad (3.44)$$

$$P(X = \{\text{Faux}\} | Y_i) = \prod_{Y_i \in Y_v} (1 - p_i) \quad (3.45)$$

La structure Noisy-OR implique que X est $\{\text{Faux}\}$ avec une probabilité égale à 1 si toutes les variables parents Y_i sont $\{\text{Faux}\}$. Cependant, cette hypothèse est restrictive. Dans certaines situations il est difficile de définir tous les parents de la variable X . Pour l'AiDR, il se peut par exemple qu'il existe d'autres items pouvant définir les phases d'une action. [Henrion, 1989] propose une extension du Noisy-OR en introduisant la notion de *probabilité de fuite* l telle que :

$$l = P(X = \{\text{Vrai}\} | Y_i = \{\text{Faux}\}), \forall i = 1, \dots, n \text{ tel que } 0 \leq l \leq 1 \quad (3.46)$$

La probabilité de fuite caractérise le fait qu'il peut exister d'autres variables parents non modélisées pour définir plus précisément une variable enfant. Elle est assimilable à une probabilité d'inhibition égale à l et provenant d'une autre variable parent L (cachée).

Ainsi, pour une relation entre une variable X et n variables enfants Y_i , seules $n+1$ valeurs (les n probabilités d'inhibition et la probabilité de fuite) sont nécessaires pour paramétrer complètement la TPC associée à X au lieu de 2^n sans l'utilisation du Leaky Noisy-OR.

[Henrion, 1989] et [Diez, 1993] proposent deux paramétrisations différentes de la structure logique Leaky Noisy-OR (Tableau 3-40). Les deux paramétrisations sont mathématiquement équivalentes mais elles diffèrent sur la façon dont la valeur de p_i est estimée. La paramétrisation proposée par [Henrion, 1989] implique une question du type « quelle est la probabilité que X soit {Vrai} sachant que Y_i est {Vrai} et que tous les $Y_{j,j \neq i}$ modélisés sont {Faux} ? ». Au contraire, la paramétrisation proposée par [Diez, 1993] induit une question de la forme « quelle est la probabilité que X soit {Vrai} sachant que Y_i est {Vrai} et que tous les $Y_{j,j \neq i}$ modélisés et non-modélisés sont {Faux} ? ». En d'autres termes, la paramétrisation selon Henrion nécessite de considérer une influence combinée de Y_i et de la fuite sur l'état de X alors que l'interprétation de Diez considère uniquement le lien entre Y_i et X en considérant la fuite absente. Pour la contribution proposée ici, nous choisissons de retenir la paramétrisation donnée par [Diez, 1993] utilisée par [Léger, 2009] et d'en fournir une forme évidentielle.

[Henrion, 1989]	[Diez, 1993]
$P(X = \{\text{Vrai}\} Y_i) = 1 - (1-l) \times \prod_{Y_j \in Y_V} \left(\frac{1-p_j}{1-l} \right) \quad (3.47)$	$P(X = \{\text{Vrai}\} Y_i) = 1 - (1-l) \times \prod_{Y_j \in Y_V} (1-p_j) \quad (3.49)$
$P(X = \{\text{Faux}\} Y_i) = (1-l) \times \prod_{Y_j \in Y_V} \left(\frac{1-p_j}{1-l} \right) \quad (3.48)$	$P(X = \{\text{Faux}\} Y_i) = (1-l) \times \prod_{Y_j \in Y_V} (1-p_j) \quad (3.50)$

Tableau 3-40. Paramétrisation du Leaky Noisy-OR selon [Henrion, 1989] et [Diez, 1993]

L'influence d'une variable parent sur la variable enfant peut être incertaine. De même, la fuite due à la non-modélisation de certaines variables parents peut être mal connue. Enfin, l'état des variables parents peut être incertain comme dans les travaux de [Simon et Weber, 2009]. De fait, il est nécessaire d'être en capacité de prendre en compte ces différents incertains sur les paramètres de la structure de Leaky Noisy-OR, à savoir l'état des variables parents, la valeur des probabilités d'inhibition et la valeur de la fuite.

Même si des contributions scientifiques existent au sujet de l'adaptation des structures logiques telles que le Noisy-OR ou le Leaky Noisy-OR pour d'autres utilisations, ces deux structures ne sont pas adaptées à une utilisation dans les réseaux évidentiels comme c'est le cas pour les structures logiques ET et OU. Ainsi, [Srinivas, 1993] et [Diez, 1993] proposent une extension du Noisy-OR pour son utilisation avec des variables non booléennes. [Antonucci, 2011] a quant à lui développé une structure imprécise de Noisy-OR selon l'interprétation de Diez qui permet de prendre en compte l'incertain sur les probabilités d'inhibition. A ce jour, il n'existe a priori pas de travaux concernant la prise en compte de l'incertain sur l'ensemble des paramètres d'un Leaky Noisy-OR.

En nous basant notamment sur la formalisation proposée par [Simon et Weber, 2009] pour des portes logiques ET et OU, nous proposons ici une version évidentielle de la structure Leaky Noisy-OR pour le cas de variables binaires habituellement rencontrées dans les analyses de risques. Au-delà du fait de prendre en compte de l'incertain sur l'ensemble des paramètres de la structure, cette contribution vise également à réduire l'effort de quantification des TMC.

Enfin, nous proposons deux particularisations de cette structure : un Noisy-OR évidentiel et un modèle de barrière évidentiel pour l'AlDR.

2.2.3.2. Proposition d'un Leaky Noisy-OR évidentiel³¹

Considérons une variable binaire X dont les parents Y_i sont également des variables binaires. L'incertain sur l'état des variables est modélisé par la disjonction {Vrai,Faux}. Ainsi, les variables X et Y_i sont définis telles que :

$$\Omega_X = \Omega_{Y_i} = \{\text{Vrai}, \text{Faux}\}$$

³¹ Les détails des calculs réalisés justifiant les résultats présentés dans cette section sont présentés dans l'Annexe 11.

Nous proposons de définir trois ensembles caractéristiques des variables parents Y_i :

1. L'ensemble des Y_i tels que Y_i est vrai : $Y_V = \{Y_i/Y_i = \{\text{Vrai}\}\}$
2. L'ensemble des Y_i tels que Y_i est faux : $Y_F = \{Y_i/Y_i = \{\text{Faux}\}\}$
3. L'ensemble des Y_i tels que Y_i est incertain : $Y_{VF} = \{Y_i/Y_i = \{\text{Vrai}, \text{Faux}\}\}$

Afin de caractériser l'incertain sur l'état de X résultant de l'incertain sur les variables Y_i , l'objectif est de définir les bornes de $P(X=\{\text{Vrai}\})$ et de $P(X=\{\text{Faux}\})$. En effet, l'incertain sur l'état de la variable X est caractérisé par la différence entre les bornes supérieure et inférieure comme l'ont montré [Simon et Weber, 2009] dans leurs travaux sur les portes logiques ET et OU. Ses bornes inférieures correspondent aux équations des masses $m(X=\{\text{Vrai}\})$ et $m(X=\{\text{Faux}\})$ et leur complément à 1 correspond à l'incertain sur l'état de Y :

$$\begin{cases} m(X = \{\text{Vrai}\}|Y_i) = \underline{P}(X = \{\text{Vrai}\}|Y_i) = \text{Bel}(X = \{\text{Vrai}\}|Y_i) \\ m(X = \{\text{Faux}\}|Y_i) = 1 - \bar{P}(X = \{\text{Vrai}\}|Y_i) = 1 - \text{Pls}(X = \{\text{Vrai}\}|Y_i) = \text{Bel}(X = \{\text{Faux}\}|Y_i) \\ m(X = \{\text{Vrai}, \text{Faux}\}|Y_i) = 1 - m(X = \{\text{Vrai}\}|Y_i) - m(X = \{\text{Faux}\}|Y_i) \end{cases} \quad (3.51)$$

Considérons les formules génériques d'un Leaky Noisy-OR définis par les équations 3.49 et 3.50. Nous observons que pour minimiser $P(X=\{\text{Vrai}\})$ il convient de maximiser le produit des $(1-p_i)$ pour les $Y_i \in Y_V$. Au contraire, pour minimiser $P(X=\{\text{Faux}\})$ il est nécessaire de minimiser le produit des $(1-p_i)$ pour les $Y_i \in Y_V$.

La disjonction $\{\text{Vrai} \cup \text{Faux}\}$ caractérise le fait que la variable associée est soit dans l'état $\{\text{Vrai}\}$ soit dans l'état $\{\text{Faux}\}$ sans que l'on puisse exactement distinguer lequel des deux. Ainsi, les masses associées aux modalités $\{\text{Vrai} \cup \text{Faux}\}$ peuvent être transférées sur les modalités $\{\text{Vrai}\}$ ou $\{\text{Faux}\}$ des variables si de nouvelles connaissances sont disponibles. Pour minimiser ou maximiser le produit des $(1-p_i)$ pour les $Y_i \in Y_V$, il est nécessaire d'étudier l'influence des variables Y_i telles que $Y_i \in Y_{VF}$ sur ce produit si elles sont $\{\text{Vrai}\}$ étant donné que $Y_V \cap Y_{VF} \neq \emptyset$.

Considérons qu'il existe une variable parent Y_k telle que $Y_k \in Y_{VF}$. La variable Y_k peut alors être soit dans l'état $\{\text{Vrai}\}$ soit dans l'état $\{\text{Faux}\}$. Si l'on considère que Y_k est $\{\text{Vrai}\}$ alors le produit des $(1-p_i)$ diminue et inversement, si Y_k est $\{\text{Faux}\}$, le produit augmente. Ainsi, lorsqu'il existe au moins une variable Y_k telle que $Y_k \in Y_{VF}$, le produit des $(1-p_i)$ est minimisé en considérant que X_k est dans l'état $\{\text{Vrai}\}$ et le produit est maximisé en considérant que Y_k est dans l'état $\{\text{Faux}\}$. Ainsi, les bornes de $P(X=\{\text{Vrai}\})$ et $P(X=\{\text{Faux}\})$ sont :

$$\underline{P}(X = \{\text{Vrai}\}|Y_i) = 1 - (1-l) \times \prod_{Y_i \in Y_V} (1-p_i) = \text{Bel}(X = \{\text{Vrai}\}|Y_i) \quad (3.52)$$

$$\bar{P}(X = \{\text{Vrai}\}|Y_i) = 1 - (1-l) \times \prod_{Y_i \in Y_V} (1-p_i) \times \prod_{Y_i \in Y_{VF}} (1-p_i) = \text{Pls}(X = \{\text{Vrai}\}|Y_i) \quad (3.53)$$

$$\underline{P}(X = \{\text{Faux}\}|Y_i) = (1-l) \times \prod_{Y_i \in Y_V} (1-p_i) \times \prod_{Y_i \in Y_{VF}} (1-p_i) = \text{Bel}(X = \{\text{Faux}\}|Y_i) \quad (3.54)$$

$$\bar{P}(X = \{\text{Faux}\}|Y_i) = (1-l) \times \prod_{Y_i \in Y_V} (1-p_i) = \text{Pls}(X = \{\text{Faux}\}|Y_i) \quad (3.55)$$

A partir des équations 3.52 à 3.55, la distribution de masses conditionnelles de X sachant ses parents Y_i est donnée, en présence d'incertain sur l'état des parents, par :

$$m(X = \{\text{Vrai}\}|Y_i) = 1 - (1-l) \times \prod_{Y_i \in Y_V} (1-p_i) \quad (3.56)$$

$$m(X = \{\text{Faux}\}|Y_i) = (1-l) \times \prod_{Y_i \in Y_V} (1-p_i) \times \prod_{Y_i \in Y_{VF}} (1-p_i) \quad (3.57)$$

$$m(X = \{\text{Vrai}, \text{Faux}\}|Y_i) = 1 - (3.56) - (3.57) = (1-l) \times \prod_{Y_i \in Y_V} (1-p_i) \times \left(1 - \prod_{Y_i \in Y_{VF}} (1-p_i) \right) \quad (3.58)$$

Considérons maintenant une incertitude uniquement sur les probabilités d'inhibition p_i telle que $p_{i \min} \leq p_i \leq p_{i \max}$. Comme nous l'avons explicité précédemment pour l'incertain sur l'état des variables parents Y_i , il est nécessaire de déterminer les bornes inférieures de $P(X=\{\text{Vrai}\})$ et de $P(X=\{\text{Faux}\})$. Ces bornes sont obtenues en étudiant les dérivées des équations 3.49 et 3.50 en fonction de p_i . La dérivée de $P(X=\{\text{Vrai}\})$ est positive donc $P(X=\{\text{Vrai}\})$ est croissante et son minimum est obtenu pour $p_i = p_{i \min}$ et son maximum pour $p_i = p_{i \max}$.

Au contraire, la dérivée de $P(X=\{\text{Faux}\})$ est négative donc $P(X=\{\text{Faux}\})$ est décroissante et son minimum est obtenu pour $p_i = p_{i \max}$ et son maximum pour $p_i = p_{i \min}$. Ainsi, la distribution de masses conditionnelles de X sachant ses parents Y_i est donnée, *en présence d'incertain sur les probabilités d'inhibition*, par :

$$m(X = \{\text{Vrai}\} | Y_i) = 1 - (1-l) \times \prod_{Y_i \in Y_V} (1 - p_{i \min}) \quad (3.59)$$

$$m(X = \{\text{Faux}\} | Y_i) = (1-l) \times \prod_{Y_i \in Y_V} (1 - p_{i \min}) \quad (3.60)$$

$$m(X = \{\text{Vrai, Faux}\} | Y_i) = (1-l) \times \left(\prod_{Y_i \in Y_V} (1 - p_{i \min}) - \prod_{Y_i \in Y_{VF}} (1 - p_{i \max}) \right) \quad (3.61)$$

Généralisons encore en considérant une incertitude sur la probabilité de fuite l telle que $l_{\min} \leq l \leq l_{\max}$. Comme précédemment, nous analysons les dérivées des équations 3.49 et 3.50 en fonction de l . La dérivée de $P(X=\{\text{Vrai}\})$ est positive donc $P(X=\{\text{Vrai}\})$ est croissante et son minimum est obtenu pour $l = l_{\min}$ et son maximum pour $l = l_{\max}$. Au contraire, la dérivée de $P(X=\{\text{Faux}\})$ est négative donc $P(X=\{\text{Faux}\})$ est décroissante et son minimum est obtenu pour $l = l_{\max}$ et son maximum pour $l = l_{\min}$. Ainsi, la distribution de masses conditionnelles de X sachant ses parents Y_i est donnée, *en présence d'incertain sur la probabilité de fuite*, par :

$$m(X = \{\text{Vrai}\} | Y_i) = 1 - (1-l_{\min}) \times \prod_{Y_i \in Y_V} (1 - p_i) \quad (3.62)$$

$$m(X = \{\text{Faux}\} | Y_i) = (1-l_{\max}) \times \prod_{Y_i \in Y_V} (1 - p_i) \quad (3.63)$$

$$m(X = \{\text{Vrai, Faux}\} | Y_i) = (l_{\max} - l_{\min}) \times \prod_{Y_i \in Y_V} (1 - p_i) \quad (3.64)$$

En utilisant les équations 3.51, 3.56, 3.57, 3.59, 3.60, 3.62 et 3.63, nous proposons les équations générales permettant de prendre en compte les trois sources d'incertain.

$$m(X = \{\text{Vrai}\} | Y_i) = 1 - (1-l_{\min}) \times \prod_{Y_i \in Y_V} (1 - p_{i \min}) \quad (3.65)$$

$$m(X = \{\text{Faux}\} | Y_i) = (1-l_{\max}) \times \prod_{Y_i \in Y_V} (1 - p_{i \max}) \times \prod_{Y_i \in Y_{VF}} (1 - p_{i \max}) \quad (3.66)$$

$$m(X = \{\text{Vrai, Faux}\} | Y_i) = (1-l_{\min}) \times \prod_{Y_i \in Y_V} (1 - p_{i \min}) - (1-l_{\max}) \times \prod_{Y_i \in Y_V} (1 - p_{i \max}) \times \prod_{Y_i \in Y_{VF}} (1 - p_{i \max}) \quad (3.67)$$

2.2.3.3. Particularisation au Noisy-OR et OU évidentiels

Les équations 3.68 à 3.70 permettent de définir un *Noisy-OR évidentiel* en considérant une probabilité de fuite telle que $l_{\min} = l_{\max} = 0$ dans les équations 3.65 à 3.67.

$$m(X = \{\text{Vrai}\} | Y_i) = 1 - \prod_{Y_i \in Y_V} (1 - p_{i \min}) \quad (3.68)$$

$$m(X = \{\text{Faux}\} | Y_i) = \prod_{Y_i \in Y_V} (1 - p_{i \max}) \times \prod_{Y_i \in Y_{VF}} (1 - p_{i \max}) \quad (3.69)$$

$$m(X = \{\text{Vrai, Faux}\} | Y_i) = \prod_{Y_i \in Y_V} (1 - p_{i \min}) - \prod_{Y_i \in Y_V} (1 - p_{i \max}) \times \prod_{Y_i \in Y_{VF}} (1 - p_{i \max}) \quad (3.70)$$

En outre, si nous considérons des probabilités d'inhibition égales à 1, nous retrouvons la structure évidentielle OU proposée par [Simon et Weber, 2009] pour de l'incertain uniquement sur les variables parents.

2.2.3.4. Modélisation évidentielle des barrières

En considérant l'analogie donnée dans [Léger, 2009] entre les probabilités d'inhibition p_i et les facteurs d'influences α_i , nous pouvons définir :

$$\alpha_{i_{\min}} = 1 - p_{i_{\max}} \text{ et } \alpha_{i_{\max}} = 1 - p_{i_{\min}} \tag{3.71}$$

Dès lors, il est possible de particulariser les équations 3.65 à 3.67 proposées pour un Leaky Noisy-OR évidentiel à leur utilisation dans l'AiDR en fonction de α_i :

$m(X = \{\text{Vrai}\} Y_i) = 1 - (1 - l_{\min}) \times \prod_{Y_i \in Y_V} (\alpha_{i_{\max}}) \tag{3.72}$
$m(X = \{\text{Faux}\} Y_i) = (1 - l_{\max}) \times \prod_{Y_i \in Y_V} \alpha_{i_{\min}} \times \prod_{Y_i \in Y_{VF}} \alpha_{i_{\min}} \tag{3.73}$
$m(X = \{\text{Vrai, Faux}\} Y_i) = (1 - l_{\min}) \times \prod_{Y_i \in Y_V} \alpha_{i_{\max}} - (1 - l_{\max}) \times \prod_{Y_i \in Y_V} \alpha_{i_{\min}} \times \prod_{Y_i \in Y_{VF}} \alpha_{i_{\min}} \tag{3.74}$

Considérons la TMC associée à la phase de clôture d'une barrière (C) en fonction des items retour d' « expérience » (Rex) et « contrôle et atteinte des objectifs » (Cao) tel que :

$$\Omega_{\text{Rex}} = \Omega_{\text{Cao}} = \{\text{Présent, Dégradé}\} = \{P, D\} \text{ et } \Omega_C = \{\text{Efficace, Inefficace}\}$$

Considérons les facteurs d'influences $\alpha_{\text{Rex-C}}$ et $\alpha_{\text{Cao-C}}$ et la fuite l_C sur la phase de clôture tels que :

$$\underline{\alpha_{\text{Rex-C}}} \leq \alpha_{\text{Rex-C}} \leq \overline{\alpha_{\text{Rex-C}}}, \underline{\alpha_{\text{Cao-C}}} \leq \alpha_{\text{Cao-C}} \leq \overline{\alpha_{\text{Cao-C}}}, \underline{l_C} \leq l_C \leq \overline{l_C}$$

La TMC de la phase de clôture est paramétrée grâce aux équations 3.72 à 3.74 (Tableau 3-41).

		C		
Rex	Cao	{Efficace}	{Inefficace}	{Efficace, Inefficace}
{P}	{P}	0,95	0,01	0,04
{P}	{D}	0,475	0,2575	0,2675
{P}	{P,D}	0,475	0,01	0,515
{D}	{P}	0,7125	0,01	0,2775
{D}	{D}	0,35625	0,2575	0,38625
{D}	{P,D}	0,35625	0,01	0,63375
{P,D}	{P}	0,7125	0,01	0,2775
{P,D}	{D}	0,35625	0,2575	0,38625
{P,D}	{P,D}	0,35625	0,01	0,63375

Tableau 3-41. Paramétrisation par Leaky Noisy-OR de la TMC de la phase de clôture d'une barrière

Si la probabilité de fuite est souvent donnée par l'intermédiaire d'une valeur scalaire ou d'un intervalle, la probabilité d'inhibition peut parfois prendre d'autres formes. Ainsi, au-delà d'une valeur scalaire ou d'un intervalle, l'incertain sur les probabilités d'inhibition peut également être exprimé sous la forme de distribution de possibilités (ou de nombre flou).

Notons que si la modélisation d'un intervalle sur les probabilités d'inhibition est triviale en utilisant les formules définies lors de la présentation de la théorie des intervalles, celle d'un nombre flou ne l'est pas autant. En effet, il convient de ramener ce nombre flou à ses alpha-coupes π_{α_i} (équations 3.75 et 3.76) afin de disposer d'un encadrement des probabilités d'inhibition. Les calculs se font ensuite en combinant les alpha-coupes des différents nombres flous tel qu'expliqué dans le Chapitre 2 lors de la présentation de la théorie des possibilités.

$$p_i \in \pi_{\alpha_i} \text{ avec } \pi_{\alpha_i} = [\underline{\pi_{\alpha_i}}; \overline{\pi_{\alpha_i}}] \tag{3.75}$$

$$p_{i_{\min}} = \pi_{\alpha_i} \text{ et } p_{i_{\max}} = \overline{\pi_{\alpha_i}} \quad (3.76)$$

2.2.4. Synthèse sur les moyens de paramétrisation

Le Tableau 3-42 propose une synthèse des différents moyens présentés dans cette section pour paramétrer les TMC du réseau évidentiel pour la modélisation des risques de l'AiDR. Nous distinguons deux principaux moyens de paramétrisation : les quantifications issues de l'identification des risques et l'utilisation de règles logiques.

Ainsi, nous constatons que les tables de distributions de masses a priori sont paramétrées uniquement sur la base de connaissances exprimées dans un des cadres de modélisation de l'incertain lors de la phase d'identification des risques puis traduites dans la théorie de l'évidence.

Les tables de masses conditionnelles sont quant à elles paramétrées soit sur la base de quantifications des relations conditionnelles exprimées dans l'un des cadres de modélisation soit, le plus souvent, par l'utilisation de structures ou règles logiques (ET, OU, k-parmi-n, Noisy-OR, Leaky Noisy-OR).

	Tables de masses a priori	Tables de masses conditionnelles
Masses de croyances	Equation 3.4	Equation 3.8
Probabilités	Equations 3.11 et 3.18	Equation 3.16
Intervalles	Equations 3.22 et 3.23	Equation 3.27 et 3.28
Possibilités	Equations 3.31 et 3.35	Equations 3.31 et 3.35
ET / OU / k-sur-n		Portes logiques évidentielles
Règles logiques		[Simon et Weber, 2009]
Noisy-OR		Equations 3.68 à 3.70
Leaky Noisy-OR		Equations 3.65 à 3.67

Tableau 3-42. Principaux moyens de paramétrisation des tables d'un RFC

En résumé, cette section a permis de formaliser une démarche globale de construction du modèle évidentiel de risques de l'AiDR. Cette démarche s'intéresse à la fois aux niveaux qualitatif et quantitatif de la structuration du modèle en proposant :

1. Un *processus de construction du modèle de risques de l'AiDR* à son équivalent dans le formalisme des réseaux évidentiels. Ce processus permet de construire aisément, étape par étape, le niveau qualitatif du modèle de risques avant sa quantification.
2. Des *transformations entre les différents cadres de modélisation de l'incertain et la théorie de l'évidence*. Ces transformations permettent de modéliser des connaissances exprimées de façons différentes lors de l'identification, notamment pour les distributions a priori. Elles permettent de se ramener à une quantification du modèle de risques basée uniquement sur des distributions de masses (a priori ou conditionnelles).
3. Des *structures modélisant les relations de causalités entre les variables* permettant de paramétrer facilement les tables de masses conditionnelles. Ainsi, en complément des logiques ET, OU ou k-parmi-n classiquement utilisées, nous avons proposé des généralisations des structures Noisy-OR et Leaky Noisy-OR à la présence d'incertain épistémique. Ces généralisations permettent en premier lieu de réduire l'effort d'élicitation comme cela était le cas dans les TPC des réseaux Bayésiens. De plus, elles permettent de prendre en compte l'incertain sur les paramètres de ces structures comme par exemple les facteurs d'influence dans le cas de la méthodologie d'AiDR.

Dans la section suivante, nous nous intéressons à l'exploitation du modèle évidentiel de risques.

3. Exploitation du modèle de risques

Pour la phase d'analyse de risques, nous précisons tout d'abord le mécanisme d'inférence utilisé ainsi que les précautions à prendre pour son utilisation en présence de nombres flous ou de distributions de possibilités. Puis nous présentons les principaux résultats issus des pronostics

et de diagnostics avant de nous intéresser à leur exploitation en vue une prise de décision.

3.1. Analyse des risques

3.1.1. Inférence pour le pronostic et le diagnostic

Pour définir les distributions marginales sur chaque variable d'un réseau évidentiel, [Simon et al., 2008] proposent de s'appuyer sur une adaptation de l'algorithme d'inférence exacte de [Jensen, 1996], classiquement utilisé pour l'inférence dans les réseaux Bayésiens. Cette adaptation consiste en l'extension du théorème de Bayes à la manipulation de masses. De fait, la procédure pour réaliser des pronostics et des diagnostics dans un réseau évidentiel est la même que celle pour un réseau Bayésien.

Une fois que toutes les variables du modèle de risques sont transformées dans la théorie de l'évidence, nous disposons uniquement de masses de croyances. Néanmoins, dans le cas de l'utilisation de nombres flous et de distributions de possibilités, ces derniers sont modélisés dans le réseau par des alpha-coupes. L'utilisation de la notion d'alpha-coupes nécessite d'adapter le processus d'inférence en conséquence.

3.1.1.1. L'inférence en présence de nombres flous

Deux problématiques sont associées à l'inférence en présence de nombres flous. La première concerne la façon de combiner les alpha-coupes sur les variables d'entrée. La seconde concerne la détermination du niveau de l'alpha-coupe sur le résultat.

En ce qui concerne la *combinaison des alpha-coupes sur les variables d'entrée*, elle est fonction de la dépendance cognitive entre les variables. Si les variables sont cognitivement dépendantes, nous considérons uniquement les combinaisons entre des alpha-coupes de même niveau α_i . Si les variables sont cognitivement indépendantes, il convient de considérer l'ensemble des combinaisons possibles entre les alpha-coupes des variables d'entrée. En ce qui nous concerne, une dépendance cognitive entre les entrées revient à considérer que c'est la même source (le même expert) qui nous donne tous les nombres flous. De fait, le niveau α_i est le même quelle que soit la variable que l'expert quantifie. Si les sources sont cognitivement indépendantes, les niveaux α_i n'ont pas la même signification d'une variable à une autre.

En ce qui concerne le *niveau α associé à l'alpha-coupe de sortie*, nous avons montré dans la section 1.2.3.3 du Chapitre 2 que ce niveau est égal au niveau α_i sur les variables d'entrée si la fonction modélisant la relation entre les variables est monotone croissante. Si elle est non monotone, il convient de résoudre un problème d'optimisation. En ce qui concerne le modèle de risques de l'AiDR, nous proposons de montrer que les relations entre les variables sont des fonctions croissantes. Afin de faciliter l'illustration, considérons une variable aléatoire X et deux variables parents Y_1 et Y_2 définies telles que :

$$\Omega_X = \{H_1^X, H_2^X\}, \Omega_{Y_1} = \{H_1^{Y_1}, H_2^{Y_1}\}, \Omega_{Y_2} = \{H_1^{Y_2}, H_2^{Y_2}\}$$

L'application du théorème de probabilité totale sur l'hypothèse H_1^X de la variable X nous donne (le même raisonnement peut être effectué pour H_2^X) :

$$\begin{aligned} P(X = \{H_1^X\} | Y_1, Y_2) &= P(X = \{H_1^X\} | Y_1 = \{H_1^{Y_1}\}, Y_2 = \{H_1^{Y_2}\})P(Y_1 = \{H_1^{Y_1}\})P(Y_2 = \{H_1^{Y_2}\}) \\ &+ P(X = \{H_1^X\} | Y_1 = \{H_1^{Y_1}\}, Y_2 = \{H_2^{Y_2}\})P(Y_1 = \{H_1^{Y_1}\})P(Y_2 = \{H_2^{Y_2}\}) \\ &+ P(X = \{H_1^X\} | Y_1 = \{H_2^{Y_1}\}, Y_2 = \{H_1^{Y_2}\})P(Y_1 = \{H_2^{Y_1}\})P(Y_2 = \{H_1^{Y_2}\}) \\ &+ P(X = \{H_1^X\} | Y_1 = \{H_2^{Y_1}\}, Y_2 = \{H_2^{Y_2}\})P(Y_1 = \{H_2^{Y_1}\})P(Y_2 = \{H_2^{Y_2}\}) \end{aligned} \quad (3.77)$$

Afin de déterminer si cette fonction est croissante, nous nous intéressons au signe de sa différentielle totale. Pour faciliter la lecture des calculs, nous appelons P_X la probabilité totale sur $P(X = \{H_1^X\} | Y_1, Y_2)$ et proposons d'utiliser les notations définies dans l'équation 3.78.

$$\left\{ \begin{array}{l} \mathbf{P}(X = \{H_1^X\} | Y_1 = \{H_1^{Y_1}\}, Y_2 = \{H_1^{Y_2}\}) = a \\ \mathbf{P}(X = \{H_1^X\} | Y_1 = \{H_1^{Y_1}\}, Y_2 = \{H_2^{Y_2}\}) = b \\ \mathbf{P}(X = \{H_1^X\} | Y_1 = \{H_2^{Y_1}\}, Y_2 = \{H_1^{Y_2}\}) = c \\ \mathbf{P}(X = \{H_1^X\} | Y_1 = \{H_2^{Y_1}\}, Y_2 = \{H_2^{Y_2}\}) = d \end{array} \right. \quad \left\{ \begin{array}{l} \mathbf{P}(Y_1 = \{H_1^{Y_1}\}) = e \\ \mathbf{P}(Y_1 = \{H_2^{Y_1}\}) = f \\ \mathbf{P}(Y_2 = \{H_1^{Y_2}\}) = g \\ \mathbf{P}(Y_2 = \{H_2^{Y_2}\}) = h \end{array} \right. \quad (3.78)$$

L'équation 3.77 peut être réécrite telle que proposé dans l'équation 3.79. Sa différentielle totale est décrite dans les équations 3.80 et 3.81.

$$\mathbf{P}(X = \{H_1^X\} | Y_1, Y_2) = a.e.g + b.e.h + c.f.g + d.f.h \quad (3.79)$$

$$d(\mathbf{P}_X) = \frac{\partial \mathbf{P}_X}{\partial a} da + \frac{\partial \mathbf{P}_X}{\partial b} db + \frac{\partial \mathbf{P}_X}{\partial c} dc + \frac{\partial \mathbf{P}_X}{\partial d} dd + \frac{\partial \mathbf{P}_X}{\partial e} de + \frac{\partial \mathbf{P}_X}{\partial f} df + \frac{\partial \mathbf{P}_X}{\partial g} dg + \frac{\partial \mathbf{P}_X}{\partial h} dh \quad (3.80)$$

$$d(\mathbf{P}_X) = (e.g)da + (e.h)db + (f.g)dc + (f.h)dd + (a.g + b.h)de + (c.g + d.h)df + (a.e + c.f)dg + (b.e + d.f)dh \quad (3.81)$$

$$a \geq 0, b \geq 0, c \geq 0, d \geq 0, e \geq 0, f \geq 0, g \geq 0, h \geq 0 \text{ donc } d(\mathbf{P}_X) \geq 0 \quad (3.82)$$

La différentielle totale de P_X est donc constituée d'une somme de produits de probabilités (équation 3.81). Ces probabilités étant, par définition, comprise entre 0 et 1, la dérivée obtenue est positive ou nulle. Par conséquent, la fonction $\mathbf{P}(X=\{H_1^X\}|Y_1, Y_2)$ est une fonction monotone croissante de toutes ses variables, et ce en tout point de son domaine. Son minimum est ainsi fourni par les minimums de ses paramètres et son maximum par les maximums de ses paramètres. Dans le cas de variables cognitivement dépendantes, le choix d'alpha-coupes de niveau α_i sur les variables du modèle implique donc une alpha-coupe α_i sur la variable d'intérêt.

La démonstration proposée ici est valable quel que soit le nombre d'hypothèses associées à chaque variable. Dans le cas des réseaux évidentiels, le raisonnement est le même en considérant des masses au lieu des probabilités.

De façon générale, les modèles de risques basés sur les réseaux Bayésiens et les réseaux évidentiels correspondent à la combinaison de motifs tels que celui que nous venons d'étudier. Considérons deux fonctions $f_1(x)$ et $f_2(x)$ croissantes (dérivées positives) et à valeurs positives :

1. La somme f_1+f_2 est croissante : $\frac{d(f_1(x) + f_2(x))}{dx} = \frac{d(f_1(x))}{dx} + \frac{d(f_2(x))}{dx} > 0$
2. Le produit $f_1.f_2$ est croissant : $\frac{d(f_1(x).f_2(x))}{dx} = f_2(x). \frac{d(f_1(x))}{dx} + f_1(x). \frac{d(f_2(x))}{dx} > 0$

La fonction définissant la relation entre les variables d'entrée et de sortie du modèle de risque est basée sur des produits et des sommes de probabilités. De fait, elle est croissante.

Finalement, lors de l'inférence, le choix d'alpha-coupes de niveau 0 (respectivement de niveau 1) sur les variables d'entrée nous donne l'alpha-coupe de niveau 0 (respectivement de niveau 1) sur les variables d'intérêt. L'inclusion monotone des nombres flous et des distributions de possibilités, nous permet de généraliser cette règle à toute alpha-coupe de niveau α_i . Lors de l'inférence, il convient donc de distinguer les cas où la quantification des variables fait appel ou non à des nombres flous (ou à des distributions de possibilités).

Dans le cas où les quantifications s'appuient initialement uniquement sur des probabilités, intervalles ou croyances, une seule inférence est nécessaire. Elle permet ainsi de définir les distributions de masses marginales ainsi que les mesures de croyances et de plausibilités sur chaque variable du réseau en fonction de l'état des autres variables. Dans le cas où certaines quantifications font appel à des nombres flous ou des distributions de possibilités, il convient de réaliser autant d'inférences que nécessaire puis de reconstruire les résultats sur les variables d'intérêt afin de définir les distributions de masses marginales ainsi que les mesures de croyances et de plausibilités sur chaque variable.

3.1.1.2. Résultats issus du pronostic et du diagnostic

L'inférence sur le réseau nous permet d'obtenir pour chaque variable deux principaux résultats :

- Les *distributions de masses marginales* sur chaque variable.
- Les *mesures de croyances et de plausibilité* pour chacun des ensembles focaux.

Comme pour les réseaux Bayésiens, le mécanisme d'inférence du modèle de risques évidentiel permet de mener deux types d'analyses : des pronostics et des diagnostics.

Les *pronostics* permettent la propagation des connaissances et de leur incertain depuis les variables racines vers les variables feuilles du modèle. Ils peuvent être effectués avec ou sans observations.

Si aucune observation n'est introduite, les TMC permettent de définir une distribution de masses de croyance sur chaque variable du modèle en fonction de la connaissance a priori. Si une observation est introduite dans le modèle, le mécanisme d'inférence recalcule les distributions de masses de croyance de chaque variable en fonction de l'observation et des connaissances a priori. Ils permettent ainsi de fournir des évaluations pour les différents risques, pour les enjeux de disponibilité et de dégradation du système, pour la disponibilité et la dégradation des matériels ou encore pour l'efficacité des barrières. L'introduction d'observation permet également de déterminer la mesure de gravité associée à chaque risque, matériel ou barrière.

Les *diagnostics* permettent la rétro-propagation des connaissances et de leur incertain, d'une variable cible vers les variables racines du modèle. Ils consistent à introduire une observation sur une variable et à observer quelles variables conduisent le plus probablement à cette observation. Ils sont par exemple utiles pour déterminer les raisons pouvant mener à une indisponibilité ou dégradation du système (ou d'un matériel) ou à l'inefficacité d'une barrière.

Grâce aux processus de pronostic et de diagnostic, différents supports sont proposés à l'analyste. Ils regroupent principalement l'évaluation de facteurs d'importance ainsi que des hiérarchisations et des cartographies.

3.1.2. Support de représentation des résultats de l'analyse

3.1.2.1. FAR/FDR et autres facteurs d'importance

Comme nous l'avons présenté dans le Chapitre 1, l'AiDR propose des évaluations des facteurs d'accroissement et de réduction du risque (FAR/FDR) [Cheok, 1991] permettant de mesurer les performances d'un système en fonction de celles des matériels. D'autres facteurs existent et sont également intéressants pour l'exploitation du modèle de risque. Leur utilisation dans les réseaux évidentiels nécessite de les adapter à la présence d'incertain épistémique.

En ce sens, [Simon et al., 2012] propose des adaptations des principaux facteurs d'importance pour leur utilisation en présence de probabilités imprécises. Nous présentons ici les adaptations qu'ils proposent pour leur utilisation dans les réseaux évidentiels (sur la base des équations 1.9 à 1.14) :

- *Facteur de Birnbaum* [Birnbaum, 1969] :

$$[I_B(t, i)] = [\underline{P}(S(t) = 0|1_i) - \bar{P}(S(t) = 0|0_i), \bar{P}(S(t) = 0|1_i) - \underline{P}(S(t) = 0|0_i)] \quad (3.83)$$

- *Facteur de Lambert* [Lambert, 1975] :

$$[I_L(t, i)] = \left[\begin{array}{l} \frac{\underline{P}(x_i(t) = 0)}{\bar{P}(S(t) = 0)} \cdot [\underline{P}(S(t) = 0|1_i) - \bar{P}(S(t) = 0|0_i)] \\ \frac{\bar{P}(x_i(t) = 0)}{\underline{P}(S(t) = 0)} \cdot [\bar{P}(S(t) = 0|1_i) - \underline{P}(S(t) = 0|0_i)] \end{array} \right] \quad (3.84)$$

- *Facteur de Vesely-Fussel* [Vesely, 1981] [Fussel, 1985] :

$$[I_{VF}(t, i)] = [\underline{P}(x_i(t) = 0 | S(t) = 0), \bar{P}(x_i(t) = 0 | S(t) = 0)] \quad (3.85)$$

- *Facteur d'accroissement du risque* [Cheok, 1991] :

$$[I_{FAR}(t, i)] = \left[\frac{\underline{P}(S(t) = 0 | 0_i)}{\bar{P}(S(t) = 0)}, \frac{\bar{P}(S(t) = 0 | 0_i)}{\underline{P}(S(t) = 0)} \right] \quad (3.86)$$

- *Facteur de diminution du risque* [Cheok, 1991] :

$$[I_{FDR}(t, i)] = \left[\frac{\underline{P}(S(t) = 0)}{\bar{P}(S(t) = 0 | 1_i)}, \frac{\bar{P}(S(t) = 0)}{\underline{P}(S(t) = 0 | 1_i)} \right] \quad (3.87)$$

- *Facteur d'amélioration* [Hoyland et Rausand, 1994] :

$$[I_{IP}(t, i)] = \left[\frac{\underline{P}(S(t) = 0 | 1_i) - \bar{P}(S(t) = 0 | 0_i) \cdot \bar{P}(x_i(t) = 0)}{\underline{P}(S(t) = 0 | 1_i) - \underline{P}(S(t) = 0 | 0_i) \cdot \underline{P}(x_i(t) = 0)} \right] \quad (3.88)$$

3.1.2.2. Cartographies et hiérarchisations

[Léger, 2009] propose deux principaux outils afin de synthétiser les résultats issus de l'inférence sur le modèle de risques : des cartographies et des hiérarchisations des risques.

Ces deux outils reposent sur la notion de criticité. Une mesure de criticité peut être définie pour chaque variable du modèle de risques. Elle est définie par le produit entre les mesures de probabilité et de gravité dans le cadre probabiliste telle que :

$$C(X_i) = P(X_i) \times G(X_i) \text{ avec } 0 \leq P(X_i) \leq 1 \text{ et } 0 \leq G(X_i) \leq 1 \quad (3.89)$$

Dans le cas de l'utilisation de la mesure de criticité en présence de probabilités imprécises, il convient d'adapter sa définition donnée dans l'équation 3.89 telle que :

$$P(X_i) \in [\underline{P}(X_i), \bar{P}(X_i)], G(X_i) \in [\underline{G}(X_i), \bar{G}(X_i)] \quad (3.90)$$

$$C(X_i) \in [C] = [\underline{C}(X_i), \bar{C}(X_i)] \text{ avec } \underline{C}(X_i) = \underline{P}(X_i) \times \underline{G}(X_i) \text{ et } \bar{C}(X_i) = \bar{P}(X_i) \times \bar{G}(X_i) \quad (3.91)$$

Sur la base des mesures de criticités, nous proposons de définir des *cartographies imprécises* avec les mesures de probabilités imprécises en abscisses et les mesures de gravité en ordonnée. Les cartographies peuvent être réalisées pour les risques, les matériels et les barrières.

Les éléments y sont représentés par une *zone de criticité* (Figure 3-24) pouvant être :

1. Un *point* si les mesures de probabilités et de gravité sont telles que (X_1):

$$\underline{P}(X_i) = \bar{P}(X_i) \text{ et } \underline{G}(X_i) = \bar{G}(X_i) \quad (3.92)$$

2. Une *ligne horizontale* si les mesures de probabilités et de gravité sont telles que (X_3):

$$\underline{P}(X_i) \neq \bar{P}(X_i) \text{ et } \underline{G}(X_i) = \bar{G}(X_i) \quad (3.93)$$

3. Une *ligne verticale* si les mesures de probabilités et de gravité sont telles que (X_4):

$$\underline{P}(X_i) = \bar{P}(X_i) \text{ et } \underline{G}(X_i) \neq \bar{G}(X_i) \quad (3.94)$$

4. Un *rectangle* si les mesures de probabilités et de gravité sont telles que (X_2 et X_5):

$$\underline{P}(X_i) \neq \bar{P}(X_i) \text{ et } \underline{G}(X_i) \neq \bar{G}(X_i) \quad (3.95)$$

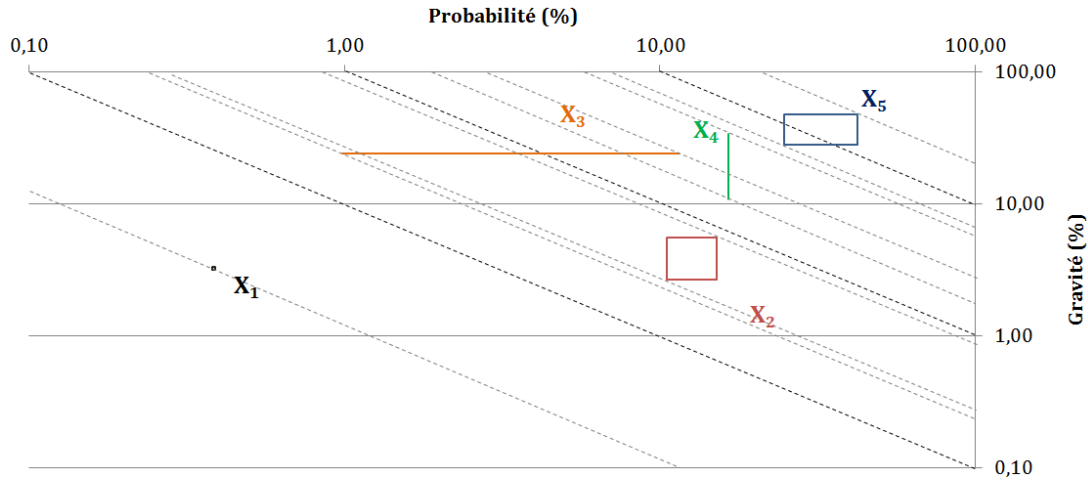


Figure 3-24. Exemple de cartographie imprécise

Sur la base des mesures de criticités, il est également possible de proposer des *hiérarchisations des risques*, des matériels et des barrières (où $<_c$ désigne la relation de criticité). Les criticités (ou zones de criticité) peuvent être *disjointes* ou *non disjointes* (Figure 3-25) telles que :

$$\text{Disjointes si } [\underline{C}(X_i), \bar{C}(X_i)] \cap [\underline{C}(X_j), \bar{C}(X_j)] = \emptyset \quad (3.96)$$

$$\text{Non disjointes si } [\underline{C}(X_i), \bar{C}(X_i)] \cap [\underline{C}(X_j), \bar{C}(X_j)] \neq \emptyset \quad (3.97)$$

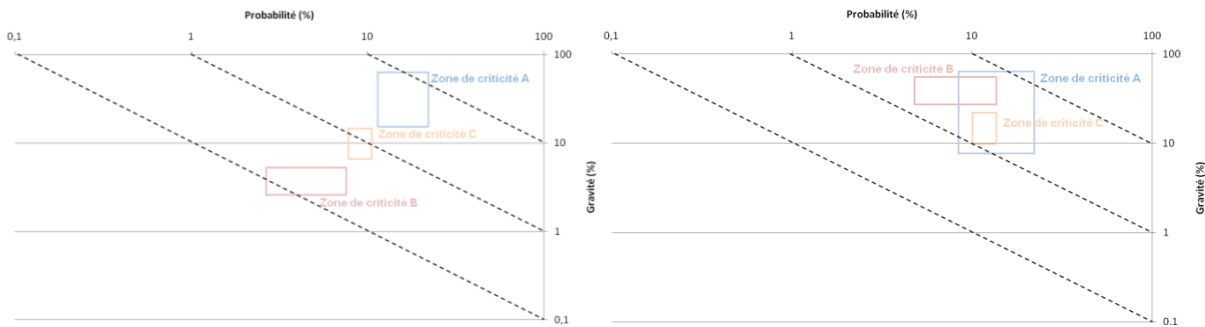


Figure 3-25. Exemples de cartographies imprécises avec criticités disjointes et non disjointes

Dans le cas où toutes les criticités sont disjointes, il est possible de définir une *relation d'ordre total* entre les différents éléments. Dans le cas où certaines criticités sont non disjointes, il s'agit d'une *relation d'ordre partielle* [Dubois et al., 2000b]. Ainsi, si les hiérarchisations permettent une relation d'ordre totale en présence de valeurs scalaires (criticités disjointes), elles impliquent très souvent des relations d'ordre partiel en présence de probabilités imprécises. En d'autres termes, l'incertain associé aux valeurs de criticité ne permet parfois pas de distinguer les éléments à hiérarchiser (criticités non disjointes). Une difficulté bien connue apparaît donc pour la hiérarchisation d'intervalles comme l'illustre la Figure 3-24 [Bortolan et Degani, 1985].

Dans la figure Figure 3-24, les mesures hautes et basses de criticité associées à chaque élément peuvent être ordonnées telles que :

$$\underline{C}(X_1) = \bar{C}(X_1) < \underline{C}(X_3) < \underline{C}(X_2) < \bar{C}(X_2) < \underline{C}(X_4) < \bar{C}(X_3) < \bar{C}(X_4) < \underline{C}(X_5) < \bar{C}(X_5)$$

Seuls les éléments X_1 et X_5 peuvent donc être clairement distingués des autres et définis comme étant respectivement le moins critique et le plus critique. Pour les trois autres éléments, leurs zones de criticité sont non disjointes et conduisent à la relation d'ordre suivante :

$$X_1 <_c (X_2, X_3, X_4) <_c X_5$$

Afin de permettre une hiérarchisation des éléments X_2 , X_3 et X_4 selon une relation d'ordre totale, il convient de rendre disjointes les criticités associées à ces éléments. Pour ce faire, deux solutions peuvent être envisagées.

La première consiste à ramener ces criticités à des valeurs scalaires, et donc facilement hiérarchisables. La seconde consiste à travailler sur l'incertain sur les criticités afin d'aboutir à des criticités disjointes. Comme nous l'avons argumenté dans le Chapitre 2, se ramener directement à une valeur scalaire paraît radical et fait perdre une partie de l'intérêt de disposer de valeurs minimale et maximale de criticité. Cependant, elle présente un réel intérêt pratique lorsque l'incertain ne peut plus être réduit. Nous proposons de réduire l'ambiguïté de hiérarchisation de deux façons en :

1. *Réduisant l'incertain* sur les encadrements de criticités afin d'aboutir à des criticités disjointes ou *décalant l'incertain* sur les mesures de probabilité ou de gravité afin de rendre disjointes les criticités associées
2. *Utilisant des valeurs scalaires* si des criticités sont toujours non disjointes après réduction de l'incertain afin de fournir des éléments pour la prise de décision.

Dans la section suivante, nous proposons des éléments pour la réduction ou le décalage de l'incertain dans le cas particulier des hiérarchisations. Nous présentons également différentes transformations permettant d'obtenir des valeurs scalaires lorsque l'incertain ne permet pas d'avoir des résultats disjoints.

3.2. Evaluation des risques

3.2.1. Réduction de l'incertain (cas général)

Les résultats fournis par le modèle de risques permettent de définir des mesures de croyances et de plausibilité pour chacune des variables du modèle. Les résultats obtenus sur certaines variables d'intérêt doivent parfois être comparés à un seuil minimal ou maximal à ne pas dépasser. Ce seuil peut être soit une valeur scalaire s soit une plage de valeurs définie telle que $s \in [\underline{s}; \bar{s}]$. Considérons l'estimation d'une modalité d'une variable d'intérêt X définie par :

$$P(\{H_i^X\}) \in [\text{Bel}(\{H_i^X\}); \text{Pls}(\{H_i^X\})]$$

Lorsque l'intersection entre l'estimation sur la variable d'intérêt et le seuil est vide, il n'y a pas de difficulté pour prendre une décision (équation 3.98). En revanche, lorsque cette intersection est non nulle, la prise de décision est plus difficile et nous nous retrouvons dans un problème d'ambiguïté (équation 3.99). Dans ce second cas, il convient donc de travailler sur l'incertain sur la variable d'intérêt afin de se retrouver dans une des situations définies dans l'équation 3.98.

$$s \notin [\text{Bel}(\{H_i^X\}); \text{Pls}(\{H_i^X\})] \text{ ou } [\underline{s}; \bar{s}] \cap [\text{Bel}(\{H_i^X\}); \text{Pls}(\{H_i^X\})] = \emptyset \quad (3.98)$$

$$s \in [\text{Bel}(\{H_i^X\}); \text{Pls}(\{H_i^X\})] \text{ ou } [\underline{s}; \bar{s}] \cap [\text{Bel}(\{H_i^X\}); \text{Pls}(\{H_i^X\})] \neq \emptyset \quad (3.99)$$

La réduction de l'incertain sur une variable X nécessite d'identifier les contributeurs à cet incertain. En d'autres termes, il s'agit d'identifier parmi les parents de la variable X , ceux dont l'incertain épistémique contribue le plus à l'incertain épistémique sur X . De manière générale, l'identification des contributeurs parmi les variables parents peut notamment être basée sur :

1. L'incertain sur l'estimation de l'état des variables parents de X .
2. L'importance des variables dans la connaissance de l'état de la variable X .
3. La possibilité de réduire ou non l'incertain associé à la variable parent.

Le premier critère permet de hiérarchiser les parents de X du plus incertain au moins incertain. Le second permet d'identifier si une meilleure connaissance de la variable parent permettrait une réduction significative de l'incertain sur la connaissance de l'état de X . Le dernier critère permet d'identifier si l'incertain sur la variable parent est réductible ou non. En effet, si l'incertain sur cette variable a déjà été réduit au maximum, il n'est plus possible de le réduire. En outre, si l'incertain sur la variable parent est aléatoire, il est, par définition, irréductible.

Une fois que le plus fort contributeur à l'incertain sur la variable X est identifié, nous pouvons réappliquer le même processus pour identifier les plus forts contributeurs à l'incertain sur cette

variable parent. Ainsi, la recherche des contributeurs à l'incertain sur une variable d'intérêt se fait par itération en remontant progressivement vers les nœuds racines (Figure 3-26). Si un contributeur correspond à un nœud racine, il convient alors de s'intéresser à la réduction de l'incertain sur sa connaissance. Notons que si aucun parent ne contribue fortement à l'incertain sur la variable d'intérêt, il convient de s'intéresser à la structure entre les variables (par exemple, l'incertain sur les paramètres de structures telles que des Leaky Noisy-OR).

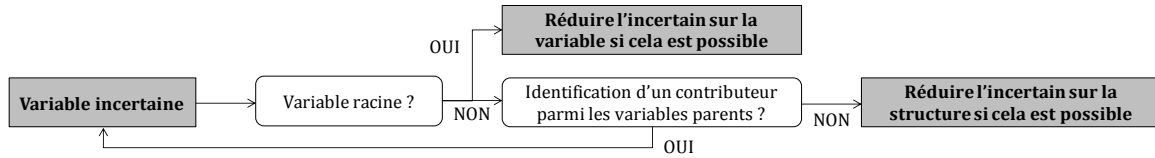


Figure 3-26. Identification des contributeurs à l'incertain épistémique sur une variable d'intérêt

Cette logique peut également être utilisée pour résoudre des problèmes de hiérarchisation d'ordre partiel. Reprenons l'exemple proposé dans la Figure 3-24. Afin de rendre les zones de criticité des éléments X_2 , X_3 et X_4 disjointes, il convient de réduire l'incertain sur la mesure de criticité associée à ces trois éléments. La criticité étant déterminée en fonction des mesures de probabilité et de gravité, la réduction de l'incertain sur la criticité passe par la réduction de l'incertain sur ces deux mesures (équation 3.91). Il n'est cependant pas toujours utile de réduire les deux mesures pour rendre disjointes les criticités. En effet, si nous considérons l'exemple de la Figure 3-24, nous observons que :

$$\underline{P}(X_3) < \underline{P}(X_2) < \bar{P}(X_3) < \bar{P}(X_2) < \underline{P}(X_4) = \bar{P}(X_4)$$

$$\underline{G}(X_2) < \bar{G}(X_2) < \underline{G}(X_4) < \underline{G}(X_3) = \bar{G}(X_3) < \bar{G}(X_4)$$

En d'autres termes, la mesure de probabilité de X_4 est disjointe de celles de X_2 et X_3 et la mesure de gravité de X_2 est disjointe de celles de X_3 et X_4 . Il n'est donc a priori pas nécessaire de chercher à réduire l'incertain sur la probabilité de X_4 et sur la mesure de gravité de X_2 . Pour rendre disjointes les criticités sur X_2 , X_3 et X_4 , il convient donc de travailler en priorité à la réduction de l'incertain sur :

1. $[\underline{P}(X_2), \bar{P}(X_2)]$ et $[\underline{P}(X_3), \bar{P}(X_3)]$ pour établir une relation d'ordre total entre X_2 et X_3 .
2. $[\underline{G}(X_3), \bar{G}(X_3)]$ et $[\underline{G}(X_4), \bar{G}(X_4)]$ pour établir la relation d'ordre total entre X_3 et X_4 .

Pour réduire l'incertain sur une mesure de probabilité, il convient de remonter aux plus forts contributeurs en suivant le processus décrit précédemment pour la réduction de l'incertain sur une variable d'intérêt. En ce qui concerne la réduction de l'incertain associée à une mesure de gravité, la réduction de cet incertain est moins trivial que ce que nous avons montré pour les mesures de probabilités puisqu'elle dépend de l'incertain sur les autres variables du modèle, non nécessairement en lien directe avec la variable étudiée. Notons néanmoins qu'elle est étroitement liée à l'incertain sur l'état même de la variable considérée.

Dans le cas particulier de l'AiDR, les variables représentant l'occurrence d'un risque, l'état d'un matériel, l'efficacité d'une barrière ou l'évaluation d'un enjeu sont étroitement liés. Ainsi, la structure du modèle de risques de l'AiDR facilite grandement l'identification des variables sur lesquelles il convient d'agir pour réduire l'incertain lié à une mesure de gravité.

3.2.2. Réduction de l'incertain dans le cas particulier de l'AiDR

3.2.2.1. Principaux contributeurs à l'incertain

Dans l'AiDR, la réduction de l'incertain sur une variable peut nous amener à nous retrouver dans des cas où l'identification des contributeurs à l'incertain est facilitée par la structure générique existant entre les risques, les barrières, les matériels et les enjeux (par définition, seules les variables présentant de l'incertain épistémique peuvent permettre de réduire l'incertain sur la variable d'intérêt).

Nous distinguons quatre cas particuliers :

- *L'incertain à réduire concerne la probabilité d'occurrence d'un risque* : il convient de s'intéresser à l'incertain sur les variables décrivant ce risque. Notons cependant que dans le cas d'un risque environnemental, l'incertain lié est souvent de type aléatoire et par définition irréductible (distributions de débit ou de températures par exemple).
- *L'incertain à réduire concerne l'état d'un matériel* : l'état d'un matériel est en général fonction de l'efficacité de la barrière associée au phénomène. Ainsi, la structure du modèle de risques de l'AiDR implique de s'intéresser à l'incertain sur l'occurrence du (ou des) phénomène(s) physique(s) auquel le matériel est soumis ainsi que l'incertain sur l'efficacité de la (ou des) barrière(s) associée(s).
- *L'incertain à réduire concerne l'efficacité d'une barrière* : il convient de s'intéresser en premier à l'incertain sur l'efficacité des phases puis celui sur les items de cette phase. Si le niveau organisationnel est modélisé, il convient de s'intéresser à l'incertain sur les FOP liés à cet item. Dans le cas d'une barrière matérielle, l'incertain est généralement de type aléatoire, donc irréductible. Notons que les facteurs d'influence permettent d'identifier la contribution de la connaissance d'une variable parent sur une variable enfant.
- *L'incertain à réduire concerne l'estimation d'un enjeu* : il convient de s'intéresser à l'incertain sur ses variables parents en remontant dans le modèle par différentes itérations tel que définit dans la Figure 3-26.

Ces cas particuliers permettent de réduire les mesures de probabilité lorsque nous souhaitons aboutir à une hiérarchisation d'ordre total. Pour réduire la gravité, la structure particulière du modèle de risques de l'AiDR permet également de fournir des orientations sur l'identification des contributeurs :

- *L'incertain à réduire concerne la gravité d'un risque* : un risque est d'autant plus grave que l'inefficacité de la barrière associée est importante. Ainsi, pour réduire l'incertain sur la gravité de l'occurrence d'un risque, il convient de s'intéresser principalement à la réduction de l'incertain sur l'inefficacité de cette barrière.
- *L'incertain à réduire concerne la gravité d'un matériel* : un matériel est d'autant plus dégradé que le risque l'impactant est important et que la barrière associée à ce phénomène est inefficace. Ainsi, pour réduire l'incertain sur la gravité de l'occurrence d'un risque, il convient de s'intéresser principalement à la réduction de l'incertain sur la probabilité d'occurrence du risque ou l'inefficacité de la barrière associée.
- *L'incertain à réduire concerne la gravité d'une barrière* : une barrière est d'autant plus grave que l'occurrence du risque associé est importante. Ainsi, pour réduire l'incertain sur la gravité de l'inefficacité d'une barrière, il convient de s'intéresser principalement à la réduction de l'incertain sur le risque sur lequel il agit.

3.2.2.2. Principaux moyens de réduction et de décalage de l'incertain

Une fois que nous avons pu identifier les contributeurs à l'incertain sur une variable donnée, il convient de s'intéresser à la réduction ou au décalage de cet incertain. L'incertain étant épistémique sa réduction passe essentiellement par la collecte de nouvelles connaissances soit sur les paramètres soit sur le modèle. Dans certains cas, la collecte de nouvelles connaissances peut être impossible ou insuffisante pour une réduction de l'incertain épistémique permettant de lever l'ambiguïté. Dans ce cas, il est intéressant d'essayer de décaler l'incertain aléatoire pour aboutir à des mesures disjointes.

Au regard des liens particuliers entre les variables du modèle de risques de l'AiDR, les deux principaux moyens permettant d'aboutir à une réduction ou un décalage de l'incertain sont:

1. Une *réduction par collecte de nouvelles connaissances* sur les éléments contribuant le plus à l'incertain (par exemple, sur la quantification des barrières contribuant le plus à l'incertain sur l'occurrence d'un risque).

2. Un *décalage par l'amélioration de l'efficacité des barrières*. Cela influera à la fois sur le décalage de la probabilité d'inefficacité des barrières et sur la gravité des risques et de la dégradation des matériels. Cette influence peut être évaluée par l'utilisation du FDR ou bien du facteur d'importance afin d'évaluer l'impact d'une augmentation de l'efficacité d'une barrière.

L'amélioration de l'efficacité d'une barrière est rendu possible soit par le remplacement d'une barrière technique par une barrière plus performante soit en réduisant la dégradation des items (ou FOP) d'une barrière humaine (par exemple, en fournissant de meilleures aides ou encore une meilleure formations.

Ces deux mesures visant à aboutir à une hiérarchisation d'ordre total se révèlent être intéressantes et a priori peu coûteuses en ce qui concerne la collecte de connaissances et la réduction de la dégradation des items. Toutefois, il arrive parfois qu'après réduction de l'incertain, les résultats obtenus présentent toujours une ambiguïté. En outre, il n'est parfois pas possible de collecter de nouvelles connaissances ou de remplacer certains matériels ou barrières pour décaler l'incertain. De fait, il est intéressant de disposer d'outils permettant d'orienter la prise de décision dans ces cas précis.

3.2.3. Exploitation des résultats incertains pour la prise de décision

3.2.3.1. Comportement de l'analyste face à l'incertain

Une fois que l'incertain sur la variable d'intérêt étudiée est réduit et/ou décalé au maximum au regard de la connaissance disponible, deux situations sont possibles : soit l'incertain est suffisamment réduit pour prendre une décision soit l'incertain résiduel ne permet pas de prendre facilement une décision. Si le premier cas ne pose pas de problème, dans le second cas l'analyste a le choix entre une des deux alternatives suivantes :

1. L'analyste ne prend aucun risque et considère, qu'en l'état actuel de la connaissance disponible, la contrainte à satisfaire n'est pas respectée.
2. L'analyste décide d'interpréter l'incertain sur la variable d'intérêt selon son aversion au risque et prend ensuite une décision d'acceptation ou de rejet.

Dans le second cas, l'interprétation que l'analyste fait de l'incertain dépend de son aversion au risque. En présence de résultats incertains, [Ramasso et al., 2008] distinguent trois principaux comportements de l'analyste pour la prise de décision. Ils dépendent principalement de la mesure sur laquelle s'appuie la prise de décision:

- Comportement *pessimiste* : l'analyste appuie sa décision sur le choix de la mesure de croyance (Bel) car elle correspond à la valeur minimum de croyance qu'il est certain d'obtenir. Ce comportement est également appelé *conservatisme*.
- Comportement *optimiste* : l'analyste s'appuie sur le choix de la mesure de plausibilité (Pls) car elle correspond à la valeur maximum qui pourrait être atteinte si d'autres informations réduisaient l'incertain.
- Comportement *rationnel* : l'analyste transforme la distribution de masses en une distribution de probabilités afin de maximiser l'utilité espérée.

Nous proposons néanmoins de nuancer la distinction entre comportement pessimiste et optimiste proposée par [Ramasso et al., 2008]. En effet, les mesures associées à un comportement pessimiste ou optimiste de l'expert dépendent de la modalité sur laquelle porte la prise de décision.

Par exemple, si l'analyste s'intéresse à la disponibilité ou à l'intégrité du système, le comportement pessimiste (respectivement optimiste) de l'analyste se traduit par le choix de la mesure de croyance (respectivement de plausibilité). Si l'analyste s'intéresse à l'indisponibilité ou à la dégradation du système, le comportement pessimiste (respectivement optimiste) de l'analyste se traduit par le choix de la mesure de plausibilité (respectivement de croyance).

En d'autres termes nous proposons de redéfinir ces deux comportements tels que :

- Un comportement pessimiste revient à choisir le *cas le plus défavorable* (par exemple, le minimum de disponibilité/intégrité ou le maximum d'indisponibilité/dégradation).
- Un comportement optimiste revient à choisir le *cas le plus favorable* (par exemple, le maximum de disponibilité/intégrité ou le minimum d'indisponibilité/dégradation).

Pour une prise de décision rationnelle, la théorie de l'évidence dispose d'une transformation permettant de ramener les valeurs de croyance et de plausibilité à une valeur scalaire.

3.2.3.2. La transformée pignistique : outil d'aide à la décision

La *transformée pignistique* [Smets, 1990] consiste à passer du niveau crédal (mesures de croyances) au niveau pignistique (probabilité, pari) en répartissant de façon équiprobable la masse d'un ensemble focal sur les hypothèses qu'il contient afin d'obtenir une mesure de probabilité *BetP* définie telle que :

$$BetP(\{H_i^X\}) = \sum_{A_n^X | \{H_i^X\} \in A_n^X} \frac{m(A_n^X)}{|A_n^X|} \tag{3.100}$$

A titre d'exemple, considérons une variable aléatoire *X* définie telle que :

$$\Omega_X = \{H_1^X, H_2^X, H_3^X\} \text{ avec } m(\{H_3^X\}) = 0.4, m(\{H_1^X, H_2^X\}) = 0.3, m(\Omega_X) = 0.3$$

Une prise de décision en présence de cette connaissance peut paraître délicate. L'application de la transformée pignistique sur cette distribution de masse nous permet de déterminer une probabilité pignistique sur chacune des hypothèses en vue de la prise de décision telle que l'hypothèse la plus probable est donc H_3^X :

$$BetP(\{H_1^X\}) = 0.15 + 0.1 = 0.25, BetP(\{H_2^X\}) = 0.15 + 0.1 = 0.25, BetP(\{H_3^X\}) = 0.4 + 0.1 = 0.5$$

3.2.3.3. Exemples d'utilisation dans l'AiDR

Considérons le cas où l'estimation d'une modalité d'une variable d'intérêt *X* doit être comparée à un seuil étant soit une valeur scalaire *s* soit un intervalle. Comme nous l'avons vu précédemment, soit nous pouvons décider facilement (équation 3.98) soit nous sommes dans un cas ambigu compte tenu de l'incertain sur l'estimation de l'état de la variable *X* (équation 3.99). En cas d'ambiguïté, l'analyste peut choisir de prendre une décision en fonction de certains paramètres dont :

1. Du *type de seuil* : une valeur scalaire *s* ou un intervalle $[\underline{s}, \bar{s}]$.
2. De la *contrainte à respecter* : minimum, maximum ou valeur à atteindre.
3. De son *comportement vis-à-vis de la décision* : pessimiste ou optimiste, rationnel.
4. De la *mesure choisie* : croyance (Bel), plausibilité (Pls) ou transformée pignistique (BetP).

Nous proposons dans les Tableaux 3-43 et 3-44 une illustration de la prise de décision par rapport à ces paramètres (en considérant les définitions des comportements données dans [Ramasso et al., 2008]).

Contrainte à respecter	Décision	Comportement de l'analyste		
		Pessimiste	Optimiste	Rationnel
Intervalle seuil minimal	Acceptation	Bel > \underline{s}	Pls > \underline{s}	BetP > \underline{s}
	Rejet	Bel < \underline{s}	Pls < \underline{s}	BetP < \underline{s}
Intervalle seuil maximal	Acceptation	Pls < \bar{s}	Bel < \bar{s}	BetP < \bar{s}
	Rejet	Pls > \bar{s}	Bel > \bar{s}	BetP > \bar{s}
Intervalle à atteindre	Acceptation	Bel ∈ $[\underline{s}, \bar{s}]$	Pls ∈ $[\underline{s}, \bar{s}]$	BetP ∈ $[\underline{s}, \bar{s}]$
	Rejet	Bel ∉ $[\underline{s}, \bar{s}]$	Pls ∉ $[\underline{s}, \bar{s}]$	BetP ∉ $[\underline{s}, \bar{s}]$

Tableau 3-43. Prise de décision en fonction du comportement de l'analyste (seuil intervalle)

Contrainte à respecter	Décision	Comportement de l'analyste		
		Pessimiste	Optimiste	Rationnel
Seuil minimal à atteindre	Acceptation	$Bel > s$	$Pls > s$	$BetP > s$
	Rejet	$Bel < s$	$Pls < s$	$BetP < s$
Seuil maximal à atteindre	Acceptation	$Pls < s$	$Bel < s$	$BetP < s$
	Rejet	$Pls > s$	$Bel > s$	$BetP > s$

Tableau 3-44. Prise de décision en fonction du comportement de l'analyste (seuil scalaire)

Considérons qu'après avoir réduit totalement l'incertain, l'analyste dispose d'une cartographie telle que celle présentée dans la Figure 3-24. Comme nous l'avons montré précédemment, les criticités associées à X_2 , X_3 et X_4 sont non disjointes. L'analyste peut obtenir une relation d'ordre totale en utilisant l'un des trois comportements présentés précédemment :

<u>Comportement pessimiste</u> : l'expert considère le cas le plus défavorable en choisissant une hiérarchisation selon les mesures de criticités maximales.	$X_1 <_C X_2 <_C X_3 <_C X_4 <_C X_5$
<u>Comportement optimiste</u> : l'expert considère le cas le plus favorable en choisissant une hiérarchisation selon les mesures de criticités minimales.	$X_1 <_C X_3 <_C X_2 <_C X_4 <_C X_5$
<u>Comportement rationnel</u> : l'expert considère le cas le plus rationnel en choisissant une hiérarchisation selon les mesures obtenues avec les transformées pignistiques.	$X_1 <_C X_2 <_C X_3 <_C X_4 <_C X_5$

Finalement, la procédure de décision explicité ici ainsi que les supports associés peuvent être synthétisés tel que proposé dans la Figure 3-28 pour la comparaison à un seuil, et tel que dans la Figure 3-27 pour la problématique de hiérarchisation.

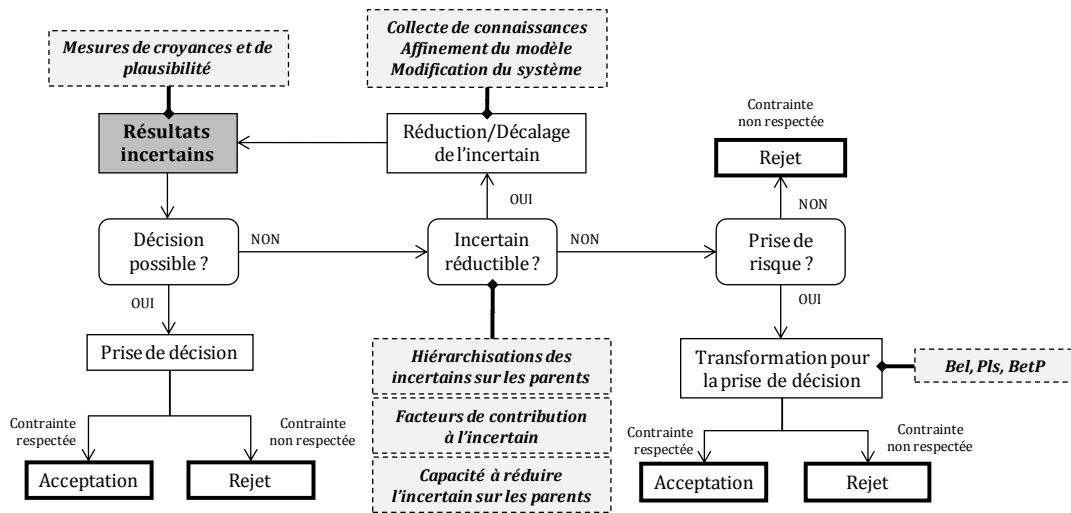


Figure 3-27. Processus pour la prise de décision en présence d'incertain

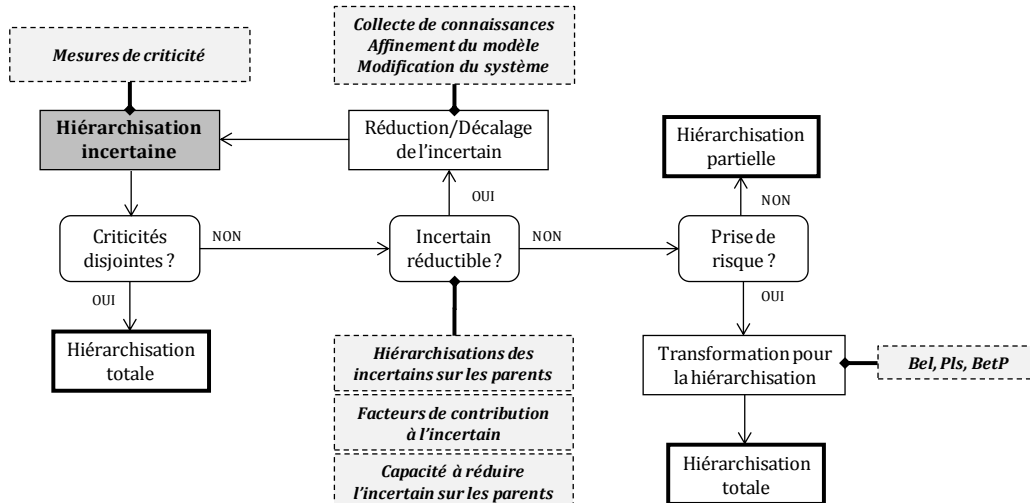


Figure 3-28. Processus pour la hiérarchisation en présence d'incertain

4. Conclusion

Dans ce chapitre nous avons présenté nos contributions sur les verrous identifiés dans le Chapitre 2 en termes de collecte des avis d'experts, de modélisation évidentielle des risques et de prise de décision en présence de résultats contenant de l'incertain épistémique.

Dans un premier temps, nous avons fourni des éléments permettant de formaliser l'utilisation des avis d'experts dans la phase d'identification des risques et de réduire les biais associés à l'utilisation des avis d'experts. Pour ce faire, nous avons proposé différents outils de collecte qualitatifs et quantitatifs pour le modèle de barrière de l'AiDR. Nous avons tout d'abord proposé un questionnaire dynamique permettant l'élicitation des principales caractéristiques des items, phases et liens d'influence. Afin de faciliter sa compréhension, nous l'avons complété par une grille d'analyse des questions et par une documentation décrivant l'objectif de chacune des questions. Nous avons ensuite proposé des grilles de hiérarchisations en vue d'une quantification en l'absence de valeurs numériques et permettant également de synthétiser les réponses fournies dans le questionnaire en vue d'une quantification ultérieure. Puis nous avons défini des grilles de quantification visant à une expression de la connaissance de l'expert par le choix de valeurs minimale et/ou maximale et/ou modale qui sont ensuite interprétées par l'expert. Enfin, nous avons proposé de nouvelles grilles d'élicitation permettant une couverture complète de l'intervalle $[0,1]$ ainsi que plusieurs interprétations telles que des intervalles ou encore des nombres flous.

Ensuite, nous avons formalisé la procédure de structuration du modèle évidentiel de risques de l'AiDR aussi bien au niveau qualitatif qu'au niveau quantitatif. Dans un premier temps, nous avons proposé un processus de construction du modèle de risques évidentiel de l'AiDR permettant de construire, étape par étape, le niveau qualitatif du modèle de risques avant sa quantification. Pour le niveau quantitatif, nous avons précisé les transformations entre les différents cadres de modélisation de l'incertain et la théorie de l'évidence permettant de se ramener à une quantification du modèle de risques basée uniquement sur des distributions de masses (a priori ou conditionnelles). Nous avons également abordé les structures évidentielles permettant de modéliser les relations de causalités entre les variables du modèle. Ainsi, en complément des logiques ET, OU ou k-parmi-n classiquement utilisées, nous avons proposé des généralisations des structures Noisy-OR et Leaky Noisy-OR à la présence d'incertain épistémique. Ces généralisations permettent de réduire l'effort de paramétrisation des tables et de prendre en compte l'incertain sur les paramètres de ces structures comme par exemple les facteurs d'influence dans le cas de la méthodologie d'AiDR.

Enfin, nous nous sommes intéressés à l'exploitation du modèle de risques pour les phases d'analyse et d'évaluation des risques. Pour l'analyse des risques, nous avons précisé le mécanisme d'inférence utilisé ainsi que les précautions à prendre pour son utilisation en présence de nombres flous ou de distributions de possibilités. Puis nous avons présenté les principaux résultats fournis par les pronostics et les diagnostics. Nous nous sommes ensuite intéressés à la phase d'exploitation de ces résultats en vue d'une prise de décision. En ce sens, nous avons proposé des versions incertaines des facteurs d'importances utilisés dans l'AiDR. Nous nous sommes ensuite focalisés sur la problématique de hiérarchisations partielles et totales. Après avoir illustré la difficulté de hiérarchisation dans le cas général, nous avons abordés le cas particulier de l'AiDR. Nous avons ainsi proposé une démarche d'identification des contributeurs à l'incertain ainsi que des orientations pour leur réduction ou leur décalage. Enfin, nous avons proposé l'utilisation de certaines transformations pour la prise de décision en présence de résultats ambigus en fonction du comportement optimiste, pessimiste ou rationnel de l'analyste. Pour ce faire, nous avons précisé l'utilisation des mesures de croyance et de plausibilité ou de la transformée pignistique.

Nous proposons dans le chapitre suivant une mise en application de nos contributions sur un cas industriel réel à grande échelle afin d'identifier leur apport.

CHAPITRE 4

Application des contributions à la Source Froide d'une unité de production d'énergie

Les résultats présentés dans ce chapitre étant confidentiels, l'ensemble du chapitre applicatif de cette thèse fait l'objet d'une clause de confidentialité vis-à-vis d'EDF.

Par conséquent, seules les conclusions générales sur ce chapitre sont présentées.

Le cas d'application sera présenté dans les revues qui suivront la thèse.

Dans ce chapitre, nos contributions ont été éprouvées par un passage à l'échelle au cas d'un problème industriel complexe. Ce passage à l'échelle a permis de mettre en évidence certains faits concernant l'apport de nos contributions. Tout d'abord, nous avons montré la faisabilité de la mise en application de nos travaux sur un cas réel de grande échelle :

- Nos contributions à la collecte des avis d'experts nous ont permis d'aboutir à une quantification flexible et cohérente des connaissances.
- Notre travail sur le modèle de risques a permis la modélisation conjointe des connaissances exprimées par des distributions de probabilités, des intervalles et des nombres flous.
- Nos propositions pour la phase d'évaluation des risques nous a permis d'exploiter les résultats de l'analyse et de proposer des éléments pour la prise de décision à travers des hiérarchisations et l'identification des matériels à fiabiliser et des barrières à renforcer.

Nous avons également évoqué les moyens de réduire et de décaler les incertitudes et favoriser une prise de décision « cohérente ».

La comparaison des résultats obtenus entre l'étude menée à l'aide des réseaux Bayésiens dans [Duval et Fallet, 2010] et celle menée grâce à l'utilisation d'un réseau évidentiel met également en exergue les apports du nouveau modèle de risques que nous proposons. Tout d'abord, la modélisation de l'incertain épistémique offerte par le réseau évidentiel conduit à des résultats sous forme d'encadrements tout à fait cohérents avec les résultats de [Duval et Fallet, 2010]. En outre, les résultats obtenus dans le modèle de risques évidentiel sont plus conservatifs en termes de hiérarchisation des scénarios, des phénomènes physiques, des barrières et des matériels. Ce conservatisme s'appuie notamment sur la modélisation plus cohérente de l'incertain épistémique offerte par les réseaux évidentiels.

Par ailleurs, cette application a mis en évidence l'apport d'information pour la prise de décision engendré par la distinction offerte entre les incertains aléatoires et épistémiques. En effet, si la plupart des hiérarchisations pessimistes obtenues dans cette étude sont identiques à celles de [Duval et Fallet, 2010], il n'en demeure pas moins que les valeurs associées à ces estimations diffèrent entre les deux études. Ainsi, si l'étude menée a, en plus de l'objectif de hiérarchisation, un objectif d'estimation réaliste des enjeux, les résultats fournis par l'utilisation d'un réseau Bayésien ne sont parfois pas assez conservatifs au regard de l'imperfection de la connaissance sur certains paramètres du modèle. En outre, les différences de résultats obtenus ici permettent de nuancer les conclusions faites dans la précédente étude en mettant en garde sur la présence d'incertain épistémique pouvant influencer sur la prise de décision.

Enfin, en relation avec le point précédent, l'application des contributions met également en évidence le rôle de la quantification de l'incertain épistémique sur les paramètres du modèle en vue de l'obtention d'une estimation réaliste des enjeux associés au système et la criticité des phénomènes physiques, des barrières et des matériels. Dans cette étude, nous avons considéré une interprétation la moins spécifique possible de la grille d'élicitation des facteurs d'influence. Ce choix accroît l'incertain sur les variables d'intérêt et renforce la nécessité de continuer à questionner le passage d'avis d'experts qualitatifs à leur forme quantifiée.

Cette application nous a également permis de faire ressortir certaines limites qui ouvrent des perspectives et que nous synthétisons dans la conclusion du document.

Conclusion et Perspectives

Cette thèse CIFRE s'inscrit dans le cadre d'un projet du GIS 3SGS. Elle s'intéresse à l'analyse et la maîtrise des risques des systèmes intégrant les domaines techniques, humains, organisationnels et environnementaux. Le caractère CIFRE de cette thèse nous a ainsi permis d'aborder nos travaux avec un regard à la fois scientifique et industriel via un partenariat entre le CRAN et EDF. Notre travail s'est basé sur une méthodologie développée depuis plusieurs années et montrant un réel intérêt pour l'analyse de risques multidisciplinaire des systèmes industriels actuels. Ses premières expérimentations sur des cas industriels réels ont souligné un potentiel d'amélioration en ce qui concerne le traitement conjoint des incertains aléatoires et épistémique. En confrontant ces expérimentations aux limites énoncées dans [Zio, 2009], cette thèse a apporté des contributions pour :

- Collecter les connaissances issues des avis d'experts de façon appropriée aux différents types de connaissances et donc d'incertains lors de l'identification des risques.
- Fusionner les connaissances dans un même formalisme et propager l'incertain associé de façon cohérente au sein du modèle de risques lors de l'analyse des risques.
- Interpréter les résultats incertains, d'identifier ses contributeurs et rendre les résultats exploitables en vue d'une prise de décision lors de l'évaluation des risques.

Nos travaux ont eu pour objectif de limiter les ajouts et pertes de connaissances au niveau des phases de collecte, de modélisation, de propagation des connaissances et d'analyse des résultats. Ils visaient ainsi à exploiter la connaissance disponible en la biaisant à minima pour que l'analyse de risques menée rende compte de la réalité le plus fidèlement possible. Pour satisfaire à cet objectif, nos travaux ont proposés différents outils en support de ces contributions avec :

1. Une *formalisation de l'élicitation par avis d'experts* des paramètres des barrières du modèle de risques de l'AiDR grâce à un questionnaire documenté, des grilles d'élicitation, des grilles de quantification et des grilles de hiérarchisations.
2. Un *modèle pour le traitement conjoint des deux types d'incertain* basé sur l'utilisation de la théorie de l'évidence pour la modélisation des connaissances et l'utilisation des réseaux évidentiels comme support.
3. Des *outils pour l'évaluation des risques et la prise de décisions en présence épistémique* avec des hiérarchisations, des cartographies, des facteurs d'importance ainsi qu'une procédure d'identification des contributeurs à l'incertain et différentes mesures.

L'originalité des travaux proposés réside notamment dans l'utilisation de la théorie de l'évidence et des réseaux évidentiels dans le domaine des analyses de risques multidisciplinaire. En effet, si ils sont de plus en plus utilisés dans des domaines tels que les études de fiabilité, très peu de travaux les mentionnent comme pertinents pour les analyses de risques alors qu'ils possèdent de réels atouts. L'utilisation de la théorie de l'évidence permet de modéliser de façon flexible les différentes connaissances, qualitatives et quantitatives, issues de retour d'expérience et d'avis d'experts. De fait, elle permet de disposer d'une modélisation cohérente des incertains aléatoire et épistémique associés à ces deux types de sources. Les réseaux évidentiels proposés par [Simon et al., 2008] constituent quant à eux une solution outillée pour profiter des avantages des réseaux Bayésiens notamment en termes de représentation graphique, de modularité, de pronostic et de diagnostic. Ils permettent, en particulier, de propager les deux types d'incertain dans un modèle de grande taille et de complexité importante.

Pour résumer, la plus value scientifique majeure de nos travaux réside dans la proposition d'une approche d'analyse de risques multidisciplinaire mieux adaptée à la fois à la modélisation et au traitement de différentes expressions des connaissances et des types d'incertains associés à ces connaissances. L'application de nos contributions au cas particulier de l'AiDR a ainsi permis d'enrichir cette dernière et de disposer d'une méthodologie d'analyse de risques plus générale et outillée pour mener les différentes phases de l'appréciation des risques en présence d'incertain aléatoire et épistémique. Cette généralité concerne à la fois les disciplines pouvant être prises en compte, les secteurs d'application ainsi que les connaissances et incertitudes susceptibles d'être présents dans l'étude.

En termes de validation, les contributions proposées dans cette thèse ont été mises en œuvre sur un système important pour EDF : la Source Froide d'une de ses unités de production d'énergie. L'objectif de cette application était à la fois de confronter nos contributions à un passage à l'échelle sur un cas industriel réel et d'illustrer les problématiques solutionnées par ces contributions en comparant les résultats obtenus avant et après leur mise en place. Cette phase d'application a mis en évidence trois points principaux :

1. *La faisabilité de la mise en application de nos travaux sur un cas industriel réel.* Notre contribution à la collecte des avis d'experts nous a permis d'aboutir à une quantification plus cohérente de la connaissance des experts. Notre contribution sur le modèle de risques nous a permis de réaliser une modélisation conjointe de connaissances exprimées par des distributions de probabilités, des intervalles et des nombres flous. Enfin, notre contribution sur la phase d'évaluation des risques nous a permis d'exploiter les résultats de l'analyse et de proposer des éléments pour la prise de décision à travers des hiérarchisations et l'identification des matériels à fiabiliser et des barrières à renforcer.
2. *Le cohérence de l'approche par réseaux évidentiels.* En effet, les résultats fournis dans l'analyse de risques de la Source Froide par réseaux évidentiels englobent ceux obtenus pour son analyse par les réseaux Bayésiens. La modélisation de l'incertain épistémique offerte par la théorie de l'évidence permet de fournir des résultats plus cohérents au regard de l'incertain présent dans cette étude. Cette notion est notamment importante si l'objectif est, à terme, d'aboutir à des estimations réalistes des variables d'intérêts comme le souhaite EDF [Duval et al., 2012c].
3. En lien avec le point précédent, cette application a mis en évidence *l'apport d'informations engendré par la distinction offerte entre les incertains aléatoire et épistémique.* Ainsi, même si les résultats finaux du chapitre applicatif de ce mémoire sont cohérents avec ceux obtenus dans l'étude menée avant la mise en place de nos contributions, ils permettent cependant de nuancer les conclusions faites dans cette précédente étude en mettant en garde sur la présence d'incertain épistémique pouvant influencer sur la prise de décision.

Cependant, cette première application de nos travaux a également mis en évidence certaines limites, liés notamment aux hypothèses imposées par le cas d'application.

1. En ce qui concerne la collecte des avis d'experts, nous avons vu que l'incertain dans la grille d'élicitation permettant de quantifier les avis d'experts joue un rôle important dans l'incertain sur les variables d'intérêt. Cette grille pourrait être réquisitionnée à la fois sur le choix du nombre de niveaux et la valeur associée à chaque niveau, voire de proposer un autre moyen de quantifier les paramètres du modèle de barrière, par exemple avec une échelle d'élicitation non discrète. Sur ce point, différents il serait intéressant d'approfondir la façon de passer d'avis d'experts qualitatifs à leur quantification, en s'appuyant par exemple sur les travaux de [Wong et Lingras, 1994] et de [Bryson et Mobolurin, 1999] dans le cas de la théorie de l'évidence.
2. La construction ainsi que la quantification du modèle de risques évidentiel de l'AiDR n'est pas triviale pour une personne non experte dans le domaine. En effet, si la construction du modèle de risques peut être facilement appréhendée grâce à sa similitude avec celle des réseaux Bayésiens, sa quantification et son exploitation le sont moins. En effet, les outils destinés à la manipulation de réseaux Bayésiens ne sont, à la base, pas adaptés à la manipulation de réseaux évidentiels. Afin de faciliter l'utilisation de la méthodologie par d'autres personnes ainsi que son déploiement opérationnel, il convient donc de s'intéresser à l'automatisation de certaines tâches concernant, entre autres, la construction du modèle de risques et la quantification des TMC. De futurs travaux sont à l'étude par EDF en vue d'outiller l'approche d'AiDR [Duval et al., 2012c].
3. Dans notre cas d'application, nous avons considéré des sources cognitivement dépendantes en ce qui concerne les quantifications sous forme de nombres flous. Cette

hypothèse a notamment l'intérêt de limiter le nombre d'inférences nécessaires à la construction des nombres flous sur les variables d'intérêt. Il convient donc de lever cette hypothèse pour considérer des quantifications fournies par des experts différents. En lien avec le point précédent, cela implique de s'intéresser à l'automatisation de la quantification des TMC associées et au processus d'inférence puisque des sources cognitivement indépendantes impliquent une croissance exponentielle du nombre d'inférences nécessaires. En outre, cela nécessite de s'intéresser à la problématique d'agrégation d'avis d'experts sur la base de travaux comme ceux de [Martin et al., 2008].

4. Dans le chapitre applicatif de cette thèse, nous avons obtenu des probabilités floues sur les variables d'intérêt. Cependant, compte tenu du comportement conservatif souhaité par EDF, nous nous sommes focalisés sur les résultats fournis par le support de ce nombre flou pour la prise de décision, i.e. un niveau de confiance de 100%. Toutefois, le fait de disposer de nombre flous présente d'autres possibilités d'exploitation. Par exemple, il serait possible de fournir des hiérarchisations d'ordre total en y associant un niveau de confiance. En outre, la prise de décision peut s'appuyer sur d'autres points particuliers comme le centre de gravité de ces nombres flous [Sallak, 2007].

Au-delà de ces limites, il nous semble opportun d'envisager des travaux sur d'autres axes de recherche afin de compléter la généralité de l'approche et de lever certaines des limites précédemment citées. Ces travaux, théoriques ou appliqués, concernent notamment :

1. *La prise en compte des incohérences des quantifications.* Dans nos travaux, nous avons fait l'hypothèse de variables principalement binaire et de quantifications cohérentes (contrainte d'additivité) lors d'estimations par intervalles. Cependant, comme nous l'avons précisé dans le Chapitre 3, il se peut que les quantifications fournies lors de l'identification soit incohérentes ou concernent des variables non binaires. Dans ce cas, la transformation des intervalles dans la théorie de l'évidence pose certains problèmes. Leur transformation en une distribution de masses n'est pas triviale et ne permet pas de conserver toute la connaissance fournies par les intervalles fournis initialement. Sur ce point, [Denoeux, 2012] propose de premières orientations pour la transformation entre la théorie des intervalles et la théorie de l'évidence en présence d'incohérence.
2. *La validation de la méthodologie sur d'autres cas d'application* pour en évaluer la robustesse. Afin de valider plus largement nos travaux, ce point semble indispensable afin de valider leur faisabilité dans d'autres domaines que l'énergie ou sur d'autres systèmes que la Source Froide. En ce sens, EDF, dans le cadre d'un nouveau projet [Duval et al., 2012c], prévoit d'appliquer la méthodologie d'AiDR à d'autres Sources Froides et à d'autres systèmes industriels. En outre, dans ce projet, EDF prévoit de partager la méthodologie et de la mettre en œuvre avec des partenaires internationaux.
3. *L'adéquation du cadre proposé avec la réalité avec,* par exemple, un questionnement de la définition des aspects humains et organisationnels. En effet, l'objectif d'une approche comme l'AiDR est d'aboutir à une évaluation réaliste des différents enjeux d'un système. Si les travaux réalisés dans cette thèse permettent d'y contribuer en permettant une meilleure prise en compte de l'incertain, il apparaît également indispensable de s'interroger sur les éléments définissant les disciplines dans le cadre théorique. Ainsi, en ce qui concerne le modèle de barrière, il serait intéressant d'approfondir la notion de résilience³² dans les niveaux humains et organisationnels afin d'enrichir le modèle de barrière par cette vision, complémentaire de la vision pathogène. Sur ce sujet, de nombreux travaux et réflexions ont été menés ces dernières années [Tisseron, 2009], [Hollnagel et al., 2011] ou encore [Rigaud, 2011].
4. *Les échanges possibles entre cette approche et d'autres approches complémentaires.* L'approche d'AiDR s'inscrit dans un contexte global de management des risques.

³² Terme définissant les phénomènes survenant lorsqu'un système technique, humain ou organisationnel est soumis à un déséquilibre et vise à retrouver une situation d'équilibre [Rigaud, 2011].

Certaines approches peuvent ainsi fournir des connaissances pour la quantification du modèle de risques comme par exemple des résultats issus d'Évaluations Probabilistes de Fiabilité Humaine (EPFH) pour quantifier les barrières. En outre, l'AiDR peut elle-même être source de connaissances pour d'autres outils comme par exemple, les Études Probabilistes de Sécurité (EPS). Elle peut notamment fournir à la fois des évaluations de l'occurrence des phénomènes physiques et, grâce aux hiérarchisations qu'elle propose, fournir des indications quant aux aléas environnementaux et phénomènes physiques sur lesquels il convient de se focaliser en priorité. Ce dernier point est actuellement à l'étude au sein de EDF R&D [Duval et al., 2012c].

5. *La facilitation de la construction du modèle de risques.* Les liens étroits entre les réseaux évidentiels et les réseaux Bayésiens ouvrent des perspectives similaires à celles envisagées pour ces derniers. Parmi les réflexions actuellement menées sur les réseaux Bayésiens, les travaux réalisés sur la modélisation orientée « objets » [Koller et Pfeiffer, 1997] paraissent intéressants, comme par exemple ceux de [Medina-Oliva, 2012] dans le projet SKOOB³³. La méthodologie d'AiDR repose en effet sur certains motifs élémentaires comme par exemple le modèle de barrière. Afin de faciliter l'exploitation de l'approche, et de capitaliser les études déjà menées, il paraît pertinent de s'intéresser à la possibilité de disposer de travaux similaires pour les réseaux évidentiels. Ils permettraient de disposer de « patterns types » instanciables pour les prochaines études et facilitant à la fois la construction et l'instanciation du modèle de risques, ainsi que le recours à des inférences multiples contribuant ainsi au déploiement opérationnel de la méthodologie.
6. *La possibilité d'élargir les champs d'applications.* La principale contrainte de la méthodologie actuelle est de reposer sur une vision statique des systèmes industriels. Cependant, le comportement de ces systèmes est parfois conditionné par une dimension temporelle pour modéliser l'évolution de l'état du paramètre du modèle de risques. En ce sens, il serait intéressant d'étudier les travaux réalisés sur les réseaux évidentiels dynamiques tels que ceux proposés par [Weber et Simon, 2008].
7. *L'ajout de nouvelles mesures pour l'évaluation des risques.* La prise de décision est parfois basée sur les notions d'utilité et de coût. Les réseaux Bayésiens permettent d'estimer des performances économiques à travers l'intégration des nœuds d'utilité tel que proposé dans [Weber et Suhner, 2003]. De fait, il serait intéressant d'intégrer ces notions dans la méthodologie d'AiDR afin de la rendre encore plus outillée. En ce sens, de premiers travaux ont été menés par [Simon et Weber, 2009] pour leur utilisation dans les réseaux évidentiels.
8. *La prise de décision en univers incertain.* Pour l'identification des contributeurs à l'incertain, nous avons proposé un processus d'identification propre à l'AiDR. En effet, compte tenu des relations particulières entre les variables du modèle de risques de l'AiDR, l'identification des contributeurs à l'incertain sur la probabilité ou gravité des phénomènes, des barrières et des matériels est facilitée. Afin de permettre une identification plus générale des contributeurs à l'incertain, il conviendrait donc de disposer de facteurs permettant d'évaluer l'impact de l'incertain épistémique d'une variable parent sur l'incertain épistémique d'une variable enfant. En ce sens, [Sallak, 2007] propose des travaux intéressants dans le cas de nombres flous. Lorsque les résultats restent ambigus, nous obtenons des hiérarchisations d'ordre partiel compte tenu de la présence d'intervalle. Sur ce point, [Dubois et al., 2010] proposent des éléments pour la classification d'intervalles. Sur ces deux points concernant la prise de décision en univers incertain, des travaux sont actuellement en cours au sein du CRAN.

Finalement, nos travaux ont aboutis à de premiers résultats probants sur la problématique de modélisation et de traitement de l'incertain et ouvrent la porte à des perspectives intéressantes en termes d'analyses de risques multidisciplinaires.

³³ Structuring Knowledge with Object Oriented Bayesian nets.

Annexe 1

Définitions des items utilisés dans l'AiDR

De (délégation)	Fait de remettre la responsabilité d'une tâche à une autre personne. Cette délégation peut être mise en place par l'organisation ou non. L'hypothèse sous-jacente consiste à considérer que cette personne est compétente pour réaliser cette tâche.
Ai (aides)	Procédures et outils nécessaires à la réalisation d'une action. Il s'agit des documents opératoires prescriptifs, non prescriptifs et des autres documents utilisés par les opérateurs en support à leur activité.
Fo (formation)	Ensemble des activités visant à assurer l'acquisition des capacités pratiques, connaissances et attitudes requises pour occuper un emploi.
Ex (expérience)	Connaissance acquise par la pratique accompagnée d'une réflexion sur cette pratique.
Rcc (respect du cahier des charges)	On suppose que le cahier des charges est correct et on regarde si l'on peut toujours l'appliquer, s'il est toujours appliqué.
Fe (facteurs d'environnement)	Eléments influençant l'action mais en étant externe à cette action (i.e. sur lesquels on a peu de prise).
Gcdg (gestion collective de la dynamique de groupe)	Identifie les actions mises en œuvre par le collectif de travail pour atteindre/réaliser les objectifs et l'ensemble des connaissances partagées de manière collective pour une activité donnée ainsi que les moyens mis en œuvre pour transmettre ces connaissances.
Caο (contrôle et atteinte des objectifs)	Evaluation de la conformité du résultat attendu par rapport au résultat réel.
Rex (retour d'expérience)	Démarche structurée de capitalisation et d'exploitation des informations issues de l'analyse d'événements positifs et/ou négatifs.

Annexe 2

Définitions des FOP utilisés dans l'AiDR

COS (culture organisationnelle de sûreté)	Ensemble de connaissances, de pratiques et de valeurs partagées et soutenues par l'ensemble des membres de l'organisation pour assurer que la sûreté des installations est respectée pour l'atteinte des objectifs de production.
GQS (gestion quotidienne de la sûreté)	Mise en œuvre pratique des exigences de sûreté au sein de l'organisation pour assurer : une adéquation entre tâches à accomplir et les compétences des personnels, une formation adaptée aux personnels, la transmission des savoir-faire de sûreté tout au long des parcours professionnels,
OC (faiblesse des organismes de contrôles)	La faiblesse des autorités internes ou externes renvoie à la position occupée par les membres de ces services, corps d'inspection ou instances dans le jeu d'acteurs. Une faible position ne permet souvent pas de jouer efficacement le rôle de contreponds qu'elles sont censées tenir.
MT (mauvais traitement de la complexité organisationnelle)	La complexité organisationnelle se réfère aux dispositions qui compliquent les relations de travail et les décisions, ainsi que les communications et est liée (1) à la complexité technologique, (2) à l'émergence de cloisonnements et (3) à la multiplication des parties prenantes.
REX (difficulté à faire vivre le retour d'expérience)	Consiste à recueillir et analyser dans l'activité les dysfonctionnements qui ont pu survenir. Les connaissances accumulées doivent permettre d'alimenter la réflexion collective pour tirer parti des erreurs passées et aboutir ainsi à des propositions sur des mesures correctives. Le manque de profondeur de l'analyse se traduit par des mesures correctives inefficaces ou superficielles qui ne permettent pas d'enrayer les dysfonctionnements à traiter.
PP (pressions de production)	Injonctions visant à passer outre ou à volontairement ignorer certaines dimensions de la sûreté de manière à favoriser les critères de rentabilité de court terme.
AR (absence de réexamen des hypothèses initiales)	Il peut s'avérer, avec le temps, que certaines hypothèses soit deviennent inadaptées aux caractéristiques du nouveau mode de fonctionnement nominal soit se révèlent fausses compte tenu des caractéristiques réelles du mode de fonctionnement. On considère qu'il y a présence de ce facteur organisationnel pathogène lorsque l'obsolescence ou le caractère erroné d'une hypothèse de conception n'a pas été détecté.

Annexe 3

Questionnaire pour l'élicitation des barrières

- G1** Quel est l'objectif de l'action ?
G2 Quel est le principe de l'action ?
G3 L'action est-elle une action planifiée ?
G4 Sinon, quelles sont les conditions pour décider de sa réalisation ?
G5 Quel est le niveau de complexité de l'action ?
G6 Quelle est la durée nécessaire à la réalisation de l'action ? (de sa préparation à sa clôture)
G7 Quels sont les référentiels, documents, etc. associés à l'action ?
G8 Quels sont les enjeux associés à cette action ?
G9 Quels sont les moyens nécessaires pour réaliser l'action ? (humain, matériel, etc.)
G10 Quels sont les moyens mis en œuvre pour réaliser l'action ? (humain, matériel, etc.)
G11 Quel est le délai maximal dans lequel l'intervention doit être réalisée ?
G12 Quels sont les risques d'échecs de l'action ?
G13 Si il y a plusieurs LDD envisagées, quelle est l'importance de la LDD par rapport au(x) phénomène(s) associé(s) ?
G14 Quelles sont les difficultés rencontrées par le passé lors de la réalisation de l'action ?
G15 L'action est-elle prioritaire par rapport à d'autres ?
- P1** Quelle est la préparation nécessaire à la réalisation de l'action ?
P2 Qui est responsable du déroulement de l'action ?
P3 Quelle est sa place dans l'organisation ?
P4 L'action doit-elle être faite par des « spécialistes » ?
P5 L'action a-t-elle la possibilité d'être déléguée ?
P6 → Si oui, par qui ?
P7 Si oui, à qui ?
P8 Si oui, sous quel « format » cela a lieu ? (formel/informel)
P9 → Si non, pour quelles raisons ?
P10 Est-ce que l' (équipe d') opérateur(s) en charge de la réalisation de l'action change d'une fois sur l'autre ?
P11 → Si oui, pourquoi ?
P12 Si oui, sous quelles conditions ?
P13 Si oui, y a-t-il des risques pour le bon déroulement de l'action ?
P14 Quelles sont les aides nécessaires pour réaliser l'action ?
P15 Des aides existent-t-elles pour les opérateurs réalisant l'action ?
P16 → Si oui, quelles sont-elles ?
P17 Si oui, comment sont-elles mises à disposition des opérateurs ?
P18 Quelles sont les procédures nécessaires pour réaliser l'action ?
P19 Y a-t-il des procédures non prescriptives ?
P20 Quels sont les outils nécessaires pour réaliser l'action ?
P21 Quels sont les outils mis à disposition des opérateurs ?
P22 L'action nécessite-t-elle certaines formations ou qualifications particulières ?
P23 Un opérateur non qualifié peut-il tout de même réaliser l'action ?
P24 → Si oui, quels sont les risques ?
P25 Y a-t-il un apprentissage de l'action avant la réalisation réelle de l'action ?
P26 → Si oui, comment ?
P27 → Si non, pourquoi ?
P28 L'action est-elle sous-traitée ?
P29 → Si oui, à qui ?
P30 Si oui, pourquoi ?
P31 Si oui, est-ce que l'entreprise a déjà réalisée cette action pour vous ?
P32 → Si oui, à combien de reprises ?
P33 Si oui, y a-t-il déjà eu des problèmes ?
P34 → Si non, est-ce qu'elle a déjà réalisée d'autres actions pour vous ?
P35 Si non, a-t-elle déjà réalisée des actions similaires (pour vous ou ailleurs) ?
P36 Si oui, de quelle façon se fait la délégation ?
P37 Si oui, la délégation est-elle partielle ou totale ?

- P38** Si oui, la délégation est-elle permanente ou ponctuelle ?
- P39** Si oui, quelle est son expérience dans ce type d'action ?
- P40** Si oui, ses équipes travaillent-elles avec les vôtres ?
- P41** Quel est l'importance de la phase de préparation pour la bonne réalisation de l'action ?
- R1** L'action nécessite-t-elle une certaine expérience de l'opérateur ?
- R2** Quelle est la fréquence de réalisation de l'action ?
- R3** L'action a-t-elle déjà été réalisée par le passé ?
- R4** → Si oui, à quelle fréquence ?
- R5** → Si non, nécessite-t-elle de faire l'objet d'« exercice(s) à blanc » ?
- R6** Si non, a-t-elle déjà fait l'objet d'« exercice(s) à blanc » ?
- R7** Si non, pourquoi ?
- R8** Y a-t-il des difficultés quant à l'utilisation des procédures, outils, etc. mis à disposition ?
- R9** Le cahier des charges est-il toujours applicable ?
- R10** → Si non, pourquoi ?
- R11** Le cahier des est-il toujours appliqué ?
- R12** → Si non, pourquoi ?
- R13** Si non, quels sont les impacts sur le déroulement de l'action ? (= risques)
- R14** Est-ce que des dérives par rapport au cahier des charges par exemple sont possibles ?
- R15** → Si oui, quelles peuvent-elles être ?
- R16** Si oui, jusqu'où ?
- R17** Si oui, quels sont les risques ?
- R18** Dans quelles conditions (notamment environnementales) est réalisée l'action ?
- R19** Ces conditions influent-elles sur le bon déroulement de la réalisation de l'action ?
- R20** Existe-t-il des conditions rendant difficile voire impossible la réalisation de l'opération ?
- R21** → Si oui, lesquelles ?
- R22** Quel est le temps nécessaire à la réalisation de l'action ?
- R23** L'action est-elle réalisée par une ou plusieurs personnes ?
- R24** Si l'action est réalisée par plusieurs personnes, qui gère le groupe ?
- R25** Y a-t-il toujours des opérateurs disponibles pour réaliser l'action ?
- R26** Quel est l'importance de la phase de réalisation pour la bonne réalisation de l'action ?
- C1** Existe-t-il des risques si l'action est mal réalisée ?
- C2** → Si oui, lesquels ?
- C3** Des vérifications sont-elles nécessaires ou obligatoires à la fin de la réalisation de l'action ?
- C4** → Si oui, lesquelles ?
- C5** Existe-t-il des critères de réussite de l'action ?
- C6** → Si oui, quels sont-ils ?
- C7** → Si non, pourquoi ?
- C8** Existe-t-il des critères d'échecs de l'action ?
- C9** → Si oui, quels sont-ils ?
- C10** Si oui, comment sont-ils évalués ?
- C11** → Si non, pourquoi ?
- C12** L'action est-elle soumise à des vérifications et/ou contrôles ?
- C13** → Si oui, par qui ?
- C14** Si oui, quels sont-ils ?
- C15** → Si non, pourquoi ?
- C16** L'action doit-elle se conformer à certaines normes ou autres règles ?
- C17** → Si oui, lesquelles ?
- C18** → Si non, pourquoi ?
- C19** Des actions sont-elles prévues si un écart avec le résultat attendu est observé ?
- C20** → Si oui, lesquelles ?
- C21** → Si non, pourquoi ?
- C22** Est-ce que l'intervention est « tracée » ?
- C23** → Si oui, comment ?
- C24** Si oui, par qui ?
- C25** → Si non, pourquoi ?
- C26** Quelles « actions » sont prévues à la fin de l'action pour assurer le retour d'expérience ?
- C27** Y a-t-il des actions semblables à celle-ci qui ont déjà été réalisées ?
- C28** Quel est l'importance de la phase de clôture pour la bonne réalisation de l'action ?

Annexe 4

Grille d'analyse liée aux questions sur la phase de préparation

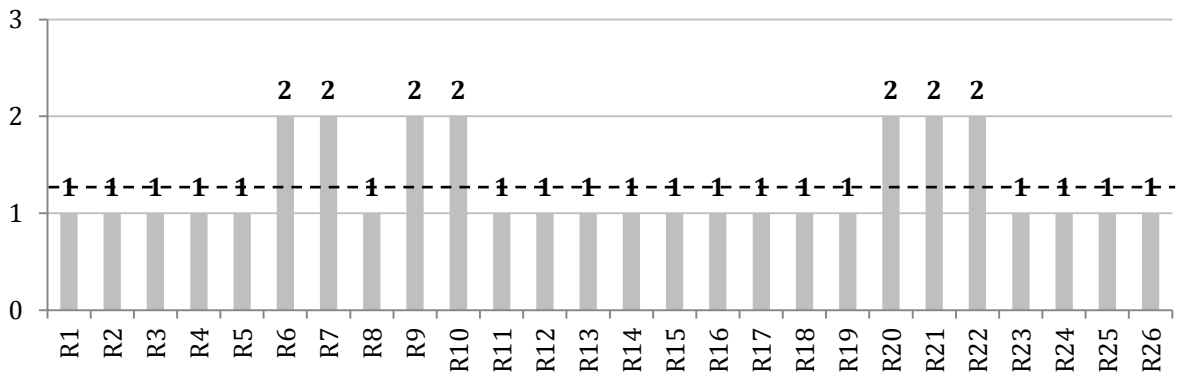
	Distributions a priori									Facteurs d'influence											
	De	Ai	Fo	Ex	Rcc	Fe	Gcdg	Cao	Rex	De-P	Ai-P	Fo-P	Ex-R	Rcc-R	Fe-R	Gcdg-R	Cao-C	Rex-C	P-Action	R-Action	C-Action
P1										✓	✓	✓							✓		
P2	✓									✓											
P3	✓									✓											
P4										✓		✓	✓								
P5										✓											
P6	✓																				
P7	✓									✓											
P8	✓																				
P9	✓									✓											
P10	✓									✓											
P11	✓									✓											
P12	✓									✓											
P13										✓											
P14											✓										
P15		✓																			
P16		✓																			
P17		✓																			
P18											✓										
P19		✓																			
P20											✓										
P21		✓																			
P22												✓									
P23			✓									✓									
P24												✓									
P25			✓																		
P26			✓																		
P27			✓									✓									
P28	✓									✓											
P29	✓									✓											
P30										✓											
P31				✓																	
P32				✓																	
P33	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓
P34	✓																				
P35				✓																	
P36	✓																				
P37	✓									✓						✓					
P38	✓									✓											
P39				✓																	
P40																✓					
P41																				✓	

Annexe 5

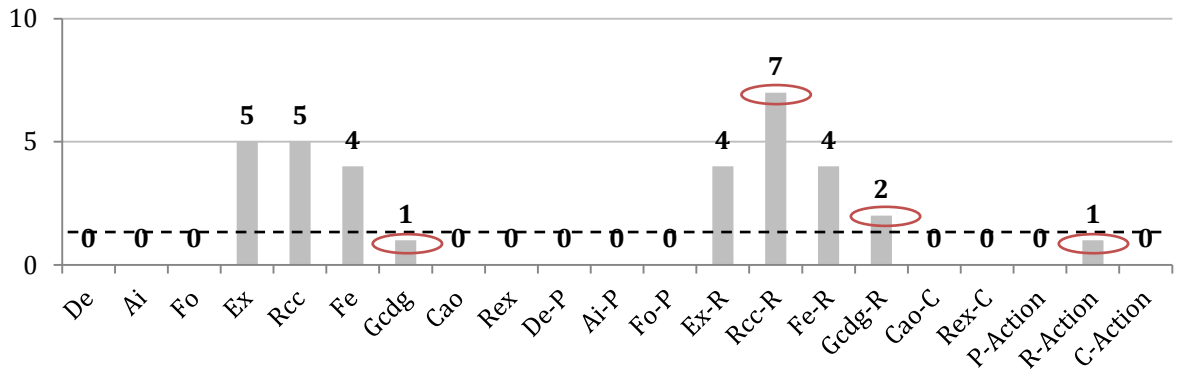
Grille d'analyse liée aux questions sur la phase de réalisation

	Distributions a priori									Facteurs d'influence												
	De	Ai	Fo	Ex	Rcc	Fe	Gcdg	Cao	Rex	De-P	Ai-P	Fo-P	Ex-R	Rcc-R	Fe-R	Gcdg-R	Cao-C	Rex-C	P-Action	R-Action	C-Action	
R1													✓									
R2				✓																		
R3				✓																		
R4				✓																		
R5													✓									
R6				✓									✓									
R7				✓									✓									
R8					✓																	
R9					✓									✓								
R10					✓									✓								
R11					✓																	
R12					✓																	
R13														✓								
R14														✓								
R15														✓								
R16														✓								
R17														✓								
R18						✓																
R19															✓							
R20						✓									✓							
R21						✓									✓							
R22						✓									✓							
R23																✓						
R24							✓															
R25																✓						
R26																					✓	

Analyse horizontale de la grille



Analyse verticale de la grille

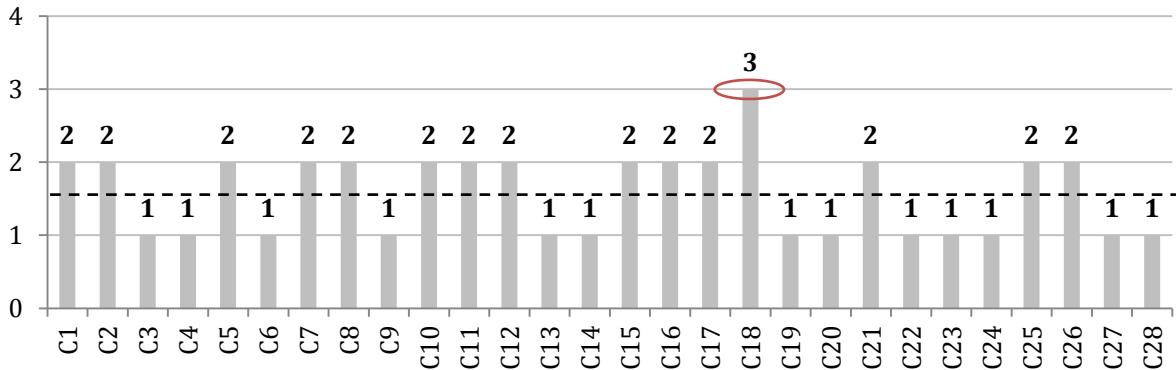


Annexe 6

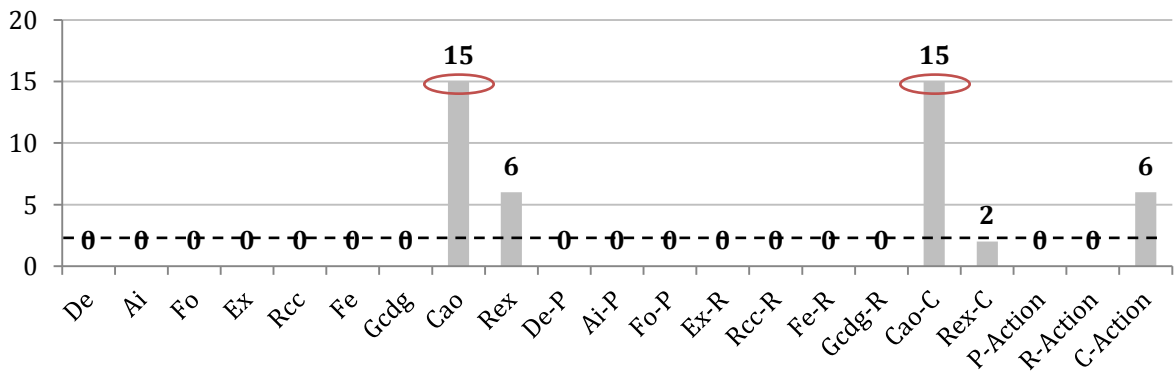
Grille d'analyse liée aux questions sur la phase de clôture

	Distributions a priori									Facteurs d'influence											
	De	Ai	Fo	Ex	Rcc	Fe	Gcdg	Cao	Rex	De-P	Ai-P	Fo-P	Ex-R	Rcc-R	Fe-R	Gcdg-R	Cao-C	Rex-C	P-Action	R-Action	C-Action
C1																	✓				✓
C2																	✓				✓
C3																	✓				
C4																	✓				
C5								✓									✓				
C6								✓													
C7								✓									✓				
C8								✓									✓				
C9								✓													
C10								✓									✓				
C11								✓									✓				
C12								✓									✓				
C13								✓													
C14								✓													
C15								✓									✓				
C16																	✓				✓
C17																	✓				✓
C18								✓									✓				✓
C19								✓													
C20								✓													
C21								✓									✓				
C22									✓												
C23									✓												
C24									✓												
C25									✓									✓			

Analyse horizontale de la grille



Analyse verticale de la grille



Annexe 7

Précisions sur les questions

G2	Identifier les grandes lignes de l'action.
G14	Identifier les difficultés générales observées lors de la réalisation de l'action. Evaluation de l'importance et dégradation des items relatifs à la phase de réalisation.
P1	Identifier les éléments nécessaires à la bonne préparation de l'action. Evaluer l'importance des items Délégation, Aides, Formation.
P2	Identifier la personne responsable du suivi de l'action. Evaluer l'importance de l'item Délégation (délégation à haut ou bas niveau)
P3	Identifier la personne responsable du suivi de l'action. Evaluer l'importance de l'item Délégation (personne « chargée », etc.)
P4	Identifier la "technicité" de l'action. Evaluer l'importance des items Délégation, Formation, Expérience.
P5	Identifier la possibilité de délégation de l'action. Evaluer l'importance et la dégradation de l'item Délégation.
P6	- Evaluer l'importance du choix de la délégation.
P7	- Evaluer l'importance du choix de la personne délégué.
P8	- Evaluer la dégradation ou non de l'item Délégation (formalisation, etc.)
P9	- Evaluer l'intérêt de la délégation (complexité, responsabilités, etc.)
P10	Identifier la délégation éventuelle de l'opération. Evaluer l'importance de l'item Délégation et de l'item Gestion Collective de la Dynamique de Groupe.
P11	- Evaluer l'importance des items Délégation et Gestion Collective de la Dynamique de Groupe.
P12	- Evaluer la dégradation ou non des items Délégation et Gcdg (importance de la gestion du turnover)
P13	- Evaluer l'importance des items Délégation et Gcdg (dû au changement d'équipe)
P14	Identifier les aides nécessaires à la réalisation de l'action. Evaluer l'importance de l'item Aides.
P15	Identifier les aides mises à disposition des opérateurs. Evaluer la présence des Aides.
P16	- Identifier les supports qui pourraient permettre d'avoir plus d'informations sur l'action.
P17	- Evaluer la présence de l'item Aides.
P18	Identifier les procédures nécessaires à la réalisation de l'action. Evaluer l'importance et la présence de l'item Aides.
P20	Identifier les outils nécessaires à la réalisation de l'action. Evaluer l'importance de l'item Aides.
P21	Identifier les outils mis à disposition des opérateurs. Evaluer la présence de l'item Aides.
P22	Identifier les formations nécessaires à la réalisation de l'action. Evaluer l'importance de l'item Formation.
P23	Identifier les « dérogations » possibles pour la réalisation de l'action. Evaluer l'importance de l'item Formation.
P24	- Evaluer l'importance de l'item Formation.
P25	Identifier si l'action nécessite un apprentissage particulier. Evaluer l'importance des items Formation et Expérience.
P26	- Evaluer l'importance des items Formation et Expérience.
P27	- Evaluer l'importance des items Formation et Expérience.
P28	Identifier si l'action est sous-traitée ou non. Evaluer l'importance de l'item Délégation et d'autres items (formation, aides, etc. des opérateurs du sous-traitant).
P30	- Evaluer l'importance de l'item Délégation.
P31	- Evaluer l'expérience du sous-traitant dans ce type d'action et la qualité de la "relation" avec le sous-traitant.

P32	- Evaluer l'expérience du sous-traitant dans ce type d'action.
P34	- Evaluer la connaissance sur le sous-traitant à qui est déléguée l'action.
P35	- Evaluer la connaissance sur le sous-traitant à qui est déléguée l'action.
P36	- Evaluer la dégradation ou non de l'item Délégation.
P37	- Evaluer l'importance de la délégation pour le déroulement de l'action.
P38	- Evaluer l'importance de la délégation pour le déroulement de l'action.
P39	- Evaluer l'expérience du sous-traitant dans ce type d'action.
P40	- Evaluer l'importance de la gestion collective.
P41	Evaluer l'importance de la phase de Préparation par rapport aux autres phases dans l'efficacité de l'action.

R1	Identifier l'expérience nécessaire à la réalisation de l'action. Evaluer l'importance de l'item Expérience.
R2	Identifier la fréquence à laquelle l'action est réalisée. Evaluer l'importance et la présence de l'item Expérience.
R3	Identifier le retour d'expérience sur la réalisation de l'action. Evaluer la présence de l'item Expérience.
R4	- Evaluer la présence de l'item Expérience.
R5	- Evaluer l'importance des items Expérience et Formation.
R6	- Evaluer la présence des items Expérience et Formation.
R7	- Evaluer l'importance de l'item Expérience et de l'item Formation.
R8	Evaluer la dégradation de l'item Respect du Cahier des Charges et la présence de l'item Aides.
R9	Identifier si le cahier des charges est toujours applicable. Evaluer la présence et l'importance de l'item Respect du Cahier des Charges.
R10	- Evaluer l'importance de l'item Respect du Cahier des Charges.
R11	Identifier si le cahier des charges est toujours appliqué. Evaluer la présence et l'importance de l'item Respect du Cahier des Charges.
R12	- Evaluer la dégradation de l'item Respect du Cahier des Charges.
R13	- Evaluer l'importance de l'item Respect du Cahier des Charges.
R14	Identifier les « marges de manœuvres » possibles dans l'application du cahier des charges. Evaluer l'importance et la dégradation de l'item Respect du Cahier des Charges.
R15	- Evaluer l'importance de l'item Respect du Cahier des Charges.
R16	- Evaluer l'importance de l'item Respect du Cahier des Charges.
R17	- Evaluer l'importance de l'item Respect du Cahier des Charges.
R18	Identifier les conditions de réalisation de l'action. Evaluer la présence de l'item Facteurs d'Environnement.
R19	Identifier l'impact de ces conditions sur la réalisation de l'action. Evaluer l'importance de l'item Facteurs d'Environnement.
R20	Identifier les conditions rendant difficile le déroulement de l'action. Evaluer l'importance et la dégradation de l'item Facteurs d'Environnement.
R21	- Evaluer l'importance de l'item Facteurs d'Environnement (temporelles, climatiques, etc.)
R22	Identifier le temps nécessaire à la réalisation de l'action. Evaluer l'importance de l'item Facteurs d'Environnement.
R23	Identifier les opérateurs nécessaires à la réalisation l'action. Evaluer l'importance de l'item Gestion Collective de la Dynamique de Groupe.
R24	Identifier comment se fait la gestion des équipes. Evaluer la dégradation ou non de l'item Gestion Collective de la Dynamique de Groupe.
R26	Evaluer l'importance de la phase de Réalisation par rapport aux autres phases dans l'efficacité de l'action.

C1	Identifier les risques liés à des défaillances dans la réalisation de l'action. Evaluer l'importance de la phase de Clôture.
C2	- Evaluer l'importance du Contrôle et de l'Atteinte des Objectifs (importance par rapport aux enjeux)
C3	Identifier si des vérifications sont obligatoires lors de la clôture de l'action. Evaluer l'importance de l'item Contrôle et Atteinte des Objectifs.
C4	- Evaluer la présence de l'item Contrôle et Atteinte des Objectifs (objectif, complexité, etc.)
C5	Identifier s'il existe des critères caractéristiques de la réussite de l'action. Evaluer l'importance et la présence de l'item Contrôle et Atteinte des Objectifs.
C6	- Evaluer la présence de l'item Contrôle et Atteinte des Objectifs (objectif, complexité, etc.)

C7	- Evaluer la présence de l'item Contrôle et Atteinte des Objectifs
C8	Identifier s'il existe des critères caractéristiques de l'échec de l'action. Evaluer l'importance et la présence de l'item Contrôle et Atteinte des Objectifs.
C9	- Evaluer l'importance de l'item Contrôle et Atteinte des Objectifs
C10	- Evaluer la présence de l'item Contrôle et Atteinte des Objectifs
C11	- Evaluer la présence de l'item Contrôle et Atteinte des Objectifs
C12	Identifier si des normes ou autres règles sont à respectée lors de la clôture de l'action. Evaluer l'importance de l'item Contrôle et Atteinte des Objectifs.
C13	- Identifier des supports pour en savoir plus sur l'action. Evaluer la présence de l'item Contrôle et Atteinte des Objectifs.
C14	- Evaluer l'importance de l'item Contrôle et Atteinte des Objectifs
C15	- Evaluer l'importance et la présence de l'item Contrôle et Atteinte des Objectifs
C16	Identifier les contraintes auxquelles doit répondre l'action. Evaluer l'importance de l'item Contrôle et Atteinte des Objectifs.
C17	- Evaluer l'importance de l'item Contrôle et Atteinte des Objectifs
C18	- Evaluer l'importance et la présence de l'item Contrôle et Atteinte des Objectifs
C19	Identifier si les écarts éventuels sont corrigés. Evaluer l'importance et la dégradation de l'item Contrôle et Atteinte des Objectifs.
C20	- Evaluer la présence de l'item Contrôle et Atteinte des Objectifs
C21	- Evaluer l'importance et la présence de l'item Contrôle et Atteinte des Objectifs
C22	Identifier si un REX est effectué sur l'action. Evaluer l'importance et la dégradation de l'item Retour d'Expérience.
C23	- Evaluer la présence de l'item Retour d'Expérience.
C24	- Evaluer la présence et l'importance de l'item Retour d'Expérience.
C25	- Evaluer l'importance et la présence de l'item Retour d'Expérience.
C26	Identifier les actions prévues pour le retour d'expérience. Evaluer la présence de l'item Retour d'Expérience.
C27	Identifier si cette action peut être assimilée à une autre pour avoir plus de retour d'expérience. Evaluer la présence de l'item Retour d'Expérience.
C28	Evaluer l'importance de la phase de Clôture par rapport aux autres phases dans l'efficacité de l'action.

Annexe 8

Grille de quantification des facteurs d'influence entre les items et les phases

Si l'item Délégation est dégradé ...		Commentaires
... au minimum, de combien sera réduite l'efficacité de la préparation ?		
... au maximum, de combien sera réduite l'efficacité de la préparation ?		
... en général, de combien sera réduite l'efficacité de la préparation ?		
Si l'item Aides est dégradé ...		Commentaires
... au minimum, de combien sera réduite l'efficacité de la préparation ?		
... au maximum, de combien sera réduite l'efficacité de la préparation ?		
... en général, de combien sera réduite l'efficacité de la préparation ?		
Si l'item Formation est dégradé ...		Commentaires
... au minimum, de combien sera réduite l'efficacité de la préparation ?		
... au maximum, de combien sera réduite l'efficacité de la préparation ?		
... en général, de combien sera réduite l'efficacité de la préparation ?		
Si l'item Expérience est dégradé ...		Commentaires
... au minimum, de combien sera réduite l'efficacité de la réalisation ?		
... au maximum, de combien sera réduite l'efficacité de la réalisation ?		
... en général, de combien sera réduite l'efficacité de la réalisation ?		
Si l'item Respect du Cahier des Charges est dégradé ...		Commentaires
... au minimum, de combien sera réduite l'efficacité de la réalisation ?		
... au maximum, de combien sera réduite l'efficacité de la réalisation ?		
... en général, de combien sera réduite l'efficacité de la réalisation ?		
Si l'item Facteurs d'environnement est dégradé ...		Commentaires
... au minimum, de combien sera réduite l'efficacité de la réalisation ?		
... au maximum, de combien sera réduite l'efficacité de la réalisation ?		
... en général, de combien sera réduite l'efficacité de la réalisation ?		
Si l'item Gestion collective est dégradé ...		Commentaires
... au minimum, de combien sera réduite l'efficacité de la réalisation ?		
... au maximum, de combien sera réduite l'efficacité de la réalisation ?		
... en général, de combien sera réduite l'efficacité de la réalisation ?		
Si l'item Contrôle et Atteinte des Objectifs est dégradé ...		Commentaires
... au minimum, de combien sera réduite l'efficacité de la clôture ?		
... au maximum, de combien sera réduite l'efficacité de la clôture ?		
... en général, de combien sera réduite l'efficacité de la clôture ?		
Si l'item Retour d'expérience est dégradé ...		Commentaires
... au minimum, de combien sera réduite l'efficacité de la clôture ?		
... au maximum, de combien sera réduite l'efficacité de la clôture ?		
... en général, de combien sera réduite l'efficacité de la clôture ?		

Annexe 9

Grille de quantification des distributions a priori sur les items

L'item Délégation est dégradé ...	Commentaires
... au minimum, dans combien de pourcent des cas ?	
... au maximum, dans combien de pourcent des cas ?	
... en général, dans combien de pourcent des cas ?	
L'item Aides est dégradé ...	Commentaires
... au minimum, dans combien de pourcent des cas ?	
... au maximum, dans combien de pourcent des cas ?	
... en général, dans combien de pourcent des cas ?	
L'item Formation est dégradé ...	Commentaires
... au minimum, dans combien de pourcent des cas ?	
... au maximum, dans combien de pourcent des cas ?	
... en général, dans combien de pourcent des cas ?	
L'item Expérience est dégradé ...	Commentaires
... au minimum, dans combien de pourcent des cas ?	
... au maximum, dans combien de pourcent des cas ?	
... en général, dans combien de pourcent des cas ?	
L'item Respect du Cahier des Charges est dégradé ...	Commentaires
... au minimum, dans combien de pourcent des cas ?	
... au maximum, dans combien de pourcent des cas ?	
... en général, dans combien de pourcent des cas ?	
L'item Facteurs d'environnement est dégradé ...	Commentaires
... au minimum, dans combien de pourcent des cas ?	
... au maximum, dans combien de pourcent des cas ?	
... en général, dans combien de pourcent des cas ?	
L'item Gestion collective est dégradé ...	Commentaires
... au minimum, dans combien de pourcent des cas ?	
... au maximum, dans combien de pourcent des cas ?	
... en général, dans combien de pourcent des cas ?	
L'item Contrôle et atteinte des objectifs est dégradé ...	Commentaires
... au minimum, dans combien de pourcent des cas ?	
... au maximum, dans combien de pourcent des cas ?	
... en général, dans combien de pourcent des cas ?	
L'item Retour d'expérience est dégradé ...	Commentaires
... au minimum, dans combien de pourcent des cas ?	
... au maximum, dans combien de pourcent des cas ?	
... en général, dans combien de pourcent des cas ?	

Annexe 10

Grille de hiérarchisation des facteurs d'influence et des distributions a priori

Hiérarchisation par phase

	Préparation	Réalisation	Clôture
Délégation			
Aides			
Formation			
Expérience			
Respect du cahier des charges			
Facteurs d'environnement			
Gestion collective et dynamique de groupe			
Contrôle et atteinte des objectifs			
Retour d'expérience			

Hiérarchisation par barrière

Délégation	
Aides	
Formation	
Expérience	
Respect du cahier des charges	
Facteurs d'environnement	
Gestion collective et dynamique de groupe	
Contrôle et atteinte des objectifs	
Retour d'expérience	

Hiérarchisation entre barrières

Influence	Barrière 1	...	Barrière n
Délégation			
Aides			
Formation			
Expérience			
Respect du cahier des charges			
Facteurs d'environnement			
Gestion collective et dynamique de groupe			
Contrôle et atteinte des objectifs			
Retour d'expérience			

Annexe 11

Détails des calculs pour la proposition du Leaky Noisy-OR évidentiel

Considérons une variable aléatoire binaire X dont les parents Y_i sont également des variables aléatoires binaires. L'incertain sur l'état des variables est modélisé par la disjonction $\{\text{Vrai}, \text{Faux}\}$. Ainsi, les power-sets associés aux variables X et Y_i sont définis tels que :

$$2^{\Omega_X} = 2^{\Omega_{Y_i}} = \{\{\text{Vrai}\}, \{\text{Faux}\}, \{\text{Vrai} \cup \text{Faux}\}\}$$

Nous proposons de définir trois ensembles caractéristiques des variables parents X_i :

4. L'ensemble des Y_i tels que X_i est vrai : $Y_V = \{Y_i / Y_i = \{\text{Vrai}\}\}$
5. L'ensemble des Y_i tels que X_i est faux : $Y_F = \{Y_i / Y_i = \{\text{Faux}\}\}$
6. L'ensemble des Y_i tels que X_i est incertain : $Y_{VF} = \{Y_i / Y_i = \{\text{Vrai}, \text{Faux}\}\}$

Afin de caractériser l'incertain sur l'état de X résultant de l'incertain sur les variables Y_i , l'objectif est de définir les bornes de $P(X=\{\text{Vrai}\})$ et de $P(X=\{\text{Faux}\})$. En effet, l'incertain sur l'état de la variable X est caractérisé par la différence entre les bornes supérieure et inférieure comme l'ont montré [Simon et Weber, 2009] dans leurs travaux sur les portes logiques ET et OU. Les bornes inférieures correspondent aux équations des masses $m(X=\{\text{Vrai}\})$ et $m(X=\{\text{Faux}\})$ et leur complément à 1 correspond à l'incertain sur l'état de Y :

$$\begin{cases} m(X = \{\text{Vrai}\} | Y_i) = \underline{P}(X = \{\text{Vrai}\} | Y_i) = \text{Bel}(X = \{\text{Vrai}\} | Y_i) \\ m(X = \{\text{Faux}\} | Y_i) = 1 - \bar{P}(X = \{\text{Vrai}\} | Y_i) = 1 - \text{Pls}(X = \{\text{Vrai}\} | Y_i) = \text{Bel}(X = \{\text{Faux}\} | Y_i) \\ m(X = \{\text{Vrai} \cup \text{Faux}\} | Y_i) = 1 - m(X = \{\text{Vrai}\} | Y_i) - m(X = \{\text{Faux}\} | Y_i) \end{cases} \quad (\text{A11.1})$$

Considérons une incertitude sur les probabilités d'inhibition p_i telle que $p_{i \min} \leq p_i \leq p_{i \max}$. Comme nous l'avons explicité précédemment pour l'incertain sur l'état des variables parents Y_i , il est nécessaire de déterminer les bornes inférieures de $P(X=\{\text{Vrai}\})$ et de $P(X=\{\text{Faux}\})$. Ces bornes sont obtenues en étudiant les dérivées des équations génériques de $P(X=\{\text{Vrai}\})$ et de $P(X=\{\text{Faux}\})$ en fonction de p_i :

$$\frac{\partial P(X = \{\text{Vrai}\} | Y_i)}{\partial p_i} = \frac{\partial \left(1 - (1-l) \times \prod_{Y_i \in Y_V} (1 - p_i) \right)}{\partial p_i} > 0 \quad (\text{A11.2})$$

$$\frac{\partial P(X = \{\text{Faux}\} | Y_i)}{\partial p_i} = \frac{\partial \left((1-l) \times \prod_{Y_i \in Y_V} (1 - p_i) \right)}{\partial p_i} < 0 \quad (\text{A11.3})$$

La dérivée de $P(X=\{\text{Vrai}\})$ est positive donc $P(X=\{\text{Vrai}\})$ est croissante et son minimum est obtenu pour $p_i = p_{i \min}$ et son maximum pour $p_i = p_{i \max}$. Au contraire, la dérivée de $P(X=\{\text{Faux}\})$ est négative donc $P(X=\{\text{Faux}\})$ est décroissante et son minimum est obtenu pour $p_i = p_{i \max}$ et son maximum pour $p_i = p_{i \min}$. Ainsi, les bornes de $P(X=\{\text{Vrai}\})$ et $P(X=\{\text{Faux}\})$ sont données dans les équations A11.4 à A11.5.

$$\underline{P}(X = \{\text{Vrai}\} | Y_i) = 1 - (1-l) \times \prod_{Y_i \in Y_V} (1 - p_{i_{\min}}) \quad (\text{A11.4})$$

$$\bar{P}(X = \{\text{Vrai}\} | Y_i) = 1 - (1-l) \times \prod_{Y_i \in Y_V} (1 - p_{i_{\max}}) \quad (\text{A11.5})$$

$$\underline{P}(X = \{\text{Faux}\} | Y_i) = (1-l) \times \prod_{Y_i \in Y_V} (1 - p_{i_{\max}}) \quad (\text{A11.6})$$

$$\bar{P}(X = \{\text{Faux}\} | Y_i) = (1-l) \times \prod_{Y_i \in Y_V} (1 - p_{i_{\min}}) \quad (\text{A11.7})$$

De fait, les équations permettant de définir l'état d'une variable X en fonction de l'incertain sur les probabilités d'inhibition de ses parents X_i sont définies par les équations A11.1, A11.4 et A11.5.

Considérons une incertitude sur la probabilité de fuite l telle que $l_{\min} \leq l \leq l_{\max}$. Comme nous l'avons explicité précédemment pour l'incertain sur l'état des variables parents Y_i , il est nécessaire de déterminer les bornes inférieures de $P(X=\{\text{Vrai}\})$ et de $P(X=\{\text{Faux}\})$. Les bornes sont obtenues en étudiant les dérivées des équations génériques de $P(X=\{\text{Vrai}\})$ et de $P(X=\{\text{Faux}\})$ en fonction de l :

$$\frac{\partial P(X = \{\text{Vrai}\} | Y_i)}{\partial l} = \frac{\partial \left(1 - (1-l) \times \prod_{Y_i \in Y_V} (1 - p_i) \right)}{\partial l} > 0 \quad (\text{A11.8})$$

$$\frac{\partial P(X = \{\text{Faux}\} | Y_i)}{\partial l} = \frac{\partial \left((1-l) \times \prod_{Y_i \in Y_V} (1 - p_i) \right)}{\partial l} < 0 \quad (\text{A11.9})$$

La dérivée de $P(X=\{\text{Vrai}\})$ est positive donc $P(X=\{\text{Vrai}\})$ est croissante et son minimum est obtenu pour $l = l_{\min}$ et son maximum pour $l = l_{\max}$. Au contraire, la dérivée de $P(X=\{\text{Faux}\})$ est négative donc $P(X=\{\text{Faux}\})$ est décroissante et son minimum est obtenu pour $l = l_{\max}$ et son maximum pour $p_i = l_{\min}$. Ainsi, les bornes de $P(X=\{\text{Vrai}\})$ et $P(X=\{\text{Faux}\})$ sont :

$$\underline{P}(X = \{\text{Vrai}\} | Y_i) = 1 - (1-l_{\min}) \times \prod_{Y_i \in Y_V} (1 - p_i) \quad (\text{A11.10})$$

$$\bar{P}(X = \{\text{Vrai}\} | Y_i) = 1 - (1-l_{\max}) \times \prod_{Y_i \in Y_V} (1 - p_i) \quad (\text{A11.11})$$

$$\underline{P}(X = \{\text{Faux}\} | Y_i) = (1-l_{\max}) \times \prod_{Y_i \in Y_V} (1 - p_i) \quad (\text{A11.12})$$

$$\bar{P}(X = \{\text{Faux}\} | Y_i) = (1-l_{\min}) \times \prod_{Y_i \in Y_V} (1 - p_i) \quad (\text{A11.13})$$

De fait, les équations permettant de définir l'état d'une variable X en fonction de l'incertain sur la probabilité de fuite sont définies par les équations A11.1, A11.9 et A11.11.

Publications de l'auteur

1. Articles de revues internationales

[Duval et al., 2012a] C. Duval, G. Fallet-Fidry, B. Iung, P. Weber, E. Levrat, *A Bayesian Network-based Integrated Risk Analysis (IRA) approach for industrial systems: Application to Heat Sink System and Prospects development*, Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part O: Journal of Risk and Reliability, 2012, vol. 226(5), pp. 488-507, 2012.

2. Chapitres d'ouvrages

[Fallet-Fidry et al., 2012a] G. Fallet-Fidry, C. Duval, C. Simon, E. Levrat, P. Weber, B. Iung, *Maitrise et analyse des risques des systèmes intégrant les domaines techniques, humains, organisationnels et environnementaux*, Chapitre 14 dans *Supervision, Surveillance et Sécurité de Fonctionnement des Grands Systèmes*, Hermès Science Publications, Paris, 2012.

[Fallet-Fidry et al., 2012c] G. Fallet-Fidry, C. Duval, C. Simon, E. Levrat, P. Weber, B. Iung, *Risk Analysis and Management in Systems Integrating Technical, Human, Organizational and Environmental Aspects*, Chapter 14 in book entitled *Supervision and Safety of Complex systems*, Willey-ISTE Editions, 2012.

3. Conférences internationales avec comité de lecture

[Fallet et al., 2010] G. Fallet, C. Duval, P. Weber, C. Simon, *Characterization and propagation of uncertainties in complex socio-technical system risks analysis*, 1st International Workshop on the Theory of Belief Functions (WTBF 2010), Brest, France, 2010.

[Fallet et al., 2011] G. Fallet, C. Duval, C. Simon, P. Weber, B. Iung, *Expert judgment collecting and modeling: Application to the Integrated Risks Analysis (IRA) methodology*, 3rd International Workshop on Dependable Control of Discrete Systems (DCDS'11), Saarbrücken, Germany, 2011.

[Fallet-Fidry et al., 2012b] G. Fallet-Fidry, C. Simon, P. Weber, B. Iung, C. Duval, *Evidential Network-based extension of Leaky Noisy-OR structure for supporting risks analyses*, 8th IFAC international Symposium on Fault Detection, Supervision and Safety for Technical Processes (SAFEPROCESS 2012), Mexico City, Mexique, 2012.

4. Conférences nationales avec comité de lecture

[Duval et al., 2012b] C. Duval, G. Fallet-Fidry, A. Sibling, B. Iung, *L'analyse intégrée des risques au profit des systèmes en lien fort avec l'environnement*, 18^{ème} Congrès Lambda-Mu, Tours, France, 2012.

5. Rapports et notes techniques

[Duval et Fallet, 2010] C. Duval, G. Fallet, *Analyse des risques de perte de la Source Froide*, Note EDF H-T50-2010-00948, 2010.

[Fallet et Duval, 2010] G. Fallet, C. Duval, *Rapport bibliographique de fin de première année de thèse de Geoffrey Fallet*, Note EDF H-T52-2011-00411-FR, 2010.

[Fallet et Levrat, 2010] G. Fallet, E. Levrat, *Projet MARATHON – Rapport d'avancement 2009-2010*, Groupement d'Intérêt Scientifique 3SGS, 2010.

[Sibling et Fallet, 2011] A. Sibling, G. Fallet, *Impact du changement climatique sur les risques de perte de la Source Froide*, Note EDF H-T52-2011-01350, 2011.

Bibliographie

A

[ACRS, 2003] ACRS, *Proposed Resolution of Public Comments on Draft Regulatory Guide DG-1122: An Approach for Determining the Technical Adequacy of Probabilistic Risk Results for Risk-Informed Decision Making*, US Nuclear Commission, 2003.

[AFNOR, 1998] AFNOR, *Systèmes d'automatisation industrielle – Concepts et règles pour modèles d'entreprise*, 1998.

[AFIS, 2008] AFIS, *Découvrir et Comprendre l'Ingénierie Système*, Association Française d'Ingénierie Système, Groupe de travail en IS, 2008.

[AFNOR, 2002] AFNOR, *FDX 60-000 : Maintenance industrielle – Fonction Maintenance*, 2002.

[AFNOR, 2009] AFNOR BIVI, *Bibliothèque Virtuelle Documents et Normes - Section II-40-60 : Quantification des risques et de leurs impacts*, www.bivi.maitrise-risques.afnor.org, 2009.

[Aguirre et al., 2011] F. Aguirre, M. Sallak, W. Schön, *Generalized expressions of reliability of series-parallel and parallel-series systems using the Transferable Belief Model*, European Safety and Reliability Conference, ESREL 2011, Troyes, France, 2011.

[Andersen et al., 2004] H. Andersen, J. Casal, A. Dandrieux, B. Debray, V.D. Dianous, N.J. Duijm, C. Delvosalle, C. Fievez, L. Goossens, R.T. Gowland, A.J. Hale, D. Hourtolou, B. Mazzarotta, A. Pipart, E. Planas, F. Prats, O. Salvi, J. Tixier, *Aramis user guide*, 2004.

[Antonucci, 2011] A. Antonucci, *The imprecise Noisy-OR Gate*, Proceedings of the 14th International Conference on Information Fusion, pp. 709-715, Chicago, USA, 2011.

[Apeland et al., 2002] S. Apeland, T. Aven, T. Nilsen, *Quantify uncertainty under a predictive, epistemic approach to risk analysis*, Reliability Engineering & System Safety, vol. 75 pp. 93-102, 2002.

[ARAMIS, 2004] ARAMIS, *Développement d'une méthode intégrée d'analyse des risques pour la prévention des accidents majeurs*, Rapport final INERIS, 2004.

[Auger, 1992] P. Auger, *Hiérarchie et niveaux de complexité. Systémique – Théorie et Applications*, Editions Lavoisier, 1992.

[Aven, 2010] T. Aven, *Some reflections on uncertainty analysis and management*, Reliability Engineering and System Safety, vol. 95, pp. 195-201, 2010.

[Aven, 2011] T. Aven, *Interpretations of alternative uncertainty representations in a reliability and risk analysis context*, Reliability Engineering and System Safety, n. 96, pp. 353-360, 2011.

[Aven et Zio, 2011] T. Aven, E. Zio, *Some considerations on the treatment of uncertainties in risk assessment for practical decision making*, Reliability Engineering and System Safety, pp. 64-74, vol. 96, 2011.

B

[Bae et al., 2004] H.R. Bae, R.V. Grandhi, R.A. Canfield, *Epistemic uncertainty quantification techniques including evidence theory for large-scale structures*, Reliability Engineering and System Safety, vol. 82, pp. 1101-1112, 2004.

[Baptiste et al., 2007] P. Baptiste, A. Bernard, J.P. Bourrières, P. Lopez, G. Morel, H. Pierreval, M.C. Portmann, *Comité d'Experts Productive : prospectives de recherche*, Janvier 2007.

- [Barthelemy et al., 2001] F. Barthelemy, *Accident survenu à l'usine de la société AZF Grande Paroisse à Toulouse le 21 Septembre 2001*, Ministère de l'Aménagement du Territoire et de l'Environnement, 2001.
- [Baudrit, 2005] C. Baudrit, *Représentation et propagation de connaissances imprécises et incertaines : Application à l'évaluation des risques liés aux sites et sols pollués*, Thèse de Doctorat, Université Paul Sabatier – Toulouse III, 2005.
- [Bateson, 1979] G. Bateson, *Mind and Nature: a necessary unity*, Bantam Books, New-York, 1979.
- [Ben Yaghlane, 2002] B. Ben Yaghlane, *Uncertainty representation and reasoning in directed evidential networks*, Mémoire de Doctorat, Institut Supérieur de Gestion de Tunis, Tunisie, 2002.
- [Ben Yaghlane et Mellouli, 2008] B. Ben Yaghlane, K. Mellouli, *Inference in directed evidential networks based on the transferable belief model*, International Journal of Approximate Reasoning, vol. 48, pp. 399-418, 2008.
- [Benferhat et al., 1999] S. Benferhat, D. Dubois, L. Garcia, H. Prade, *Possibilistic logic bases and possibilistic graphs*, Proceedings of the 15th Conference on Uncertainty in Artificial Intelligence UAI 99, pp. 57-64, 1999.
- [Benferhat, 2006] S. Benferhat, *Merging Possibilistic Networks*, 17th European Conference on Artificial Intelligence (ECAI'06), IOS Press, pp. 332-336, 2006.
- [Bieder et al., 1998] C. Bieder, P. Le Bot, E. Desmares, J.L. Bonnet, F. Cara, *MERMOS: EDF's new advanced HRA method*, 4th Probabilistic Safety Assessment and Management, 1998.
- [Birnbaum, 1969] Z. Birnbaum, *On the importance of different components in a multicomponent system*, dans *Multivariate Analysis II*, Krishnaiah Editions, Academic Press, 1969.
- [Bloch, 1996] I. Bloch, *Incertitude, imprécision et additivité en fusion de données : point de vue historique*, Traitement du Signa, vol. 13, n. 4, pp. 267-288, 1996.
- [Bobbio et al., 2001] A. Bobbio, L. Portinale, M. Minichino, E. Ciancamerla, *Improving the analysis of dependable systems by mapping fault trees into Bayesian networks*, Reliability Engineering and System Safety, vol. 71, pp. 249-260, 2001.
- [Bolvin, 2007] C. Bolvin, *A Three Year (2004-2007) Co-ordination Action in the 6th Framework program of the European Commission – SHAPE-RISK, Sharing Experience on risk management (health, safety and environment) to design future industrial systems*, description of the project on Cordis, 2007.
- [Borgelt et Kruse, 2000] C. Borgelt, R. Kruse, *Learning from Imprecise Data: Possibilistic Graphical Models*, International Meeting on Nonlinear Methods and Data Mining, pp. 190-203, 2000.
- [Bortolan et Degani, 1985] G. Bortolan, R. Degani, *A review of some methods for ranking fuzzy subsets*, Fuzzy Sets and Systems, vol. 15, pp. 1-19, 1985.
- [Bouchon-Meunier, 1995] B. Bouchon-Meunier, *La logique floue et ses applications*, Addison-Wesley Editions, 1995.
- [Bouzaïène et al., 2002] L. Bouzaïène, F. Billy, J.C. Bocquet, P. Haïk, A. Lannoy, F. Pérès, *State of the art on expert judgement methodologies and their application to failure anticipation*, Proceedings of the 23rd ESReDA Seminar, Delft, 2002.
- [Brown, 1968] B.B. Brown, *DELPHI Process: A Methodology Used for the Elicitation of Opinions of Experts*, Rand Document, No. P-3925, 1968.
- [Bryson et Mobolurin, 1999] N. Bryson, A. Mobolurin, *A process for generating quantitative belief functions*, European Journal of Operational Research, vol. 115, pp. 624-633, 1999.
- [Buckley, 2005] J.J. Buckley, *Fuzzy probabilities: new approaches and applications*, Springer, 2005.

- [Chen et al. 2005] D. Chen, M. Dassisti, A. Tsalgatidou, *Interoperability Knowledge Corpus*, 2005.
- [Chen et al., 2008] D. Chen, G. Doumeingts, F. Verdant, *Architectures for enterprise integration and interoperability: Past, present and future*, Computer in Industry, vol. 59, n. 7, pp.647-659, 2008.
- [Chevreau et al., 2006] F.R. Chevreau, J.L. Wybo, D. Cauchois, *Organizing learning processes on risks by using the bow-tie representation*, Journal of Hazardous Materials, n. 130, pp. 276-283, 2006.
- [Cheok et al., 1998] M. Cheok, G. Parry, R. Sherry, *Use of importance measure in risk informed regulatory applications*, Reliability Engineering and System Safety, vol. 60, pp. 213-226, 1998.
- [Cleaves, 1986] D.A. Cleaves, *Cognitive biases and corrective techniques: proposals for improving elicitation procedures for knowledge-based systems*, AAAI sponsored 2nd Annual Knowledge Acquisition for Knowledge-Based Systems Workshop, pp.9-0 to 9-11, Canada, 1986.
- [Cojazzi et al., 1996] G. Cojazzi, *Preliminary Requirements for a knowledge Engineering Approach to Expert Judgment Elicitation in Probabilistic safety Assessment*, ESREL'96-PSAM III acts, International Conference on Probabilistic Safety Assessment and Management, Crete, 1996.
- [Cojazzi & Fogli, 2000] G. Cojazzi, D. Fogli, *Benchmark Exercise on Expert Judgment Techniques in PSA Level 2*, Extended final report, European Commission, Joint Research Centre, EUR 19739 EN, 2000.
- [Cooper et al., 1996] S.E. Cooper, A. Ramey-Smith, J. Wreathall, G.W. Parry, D.C. Bley, J.H. Taylor, W.J. Luckas, *A technique for Human Error Analysis : ATHEANA – Technical basis and methodology description*, NUREG/CR-6350, US Nuclear Regulatory Commission, 1996.
- [Cooke, 1991] R.M. Cooke, *Experts in Uncertainty: Opinion and Subjective probability in Science*, Oxford University Press, 1991.
- [Cooke et Goossens, 1996] R.M. Cooke, L.H.J. Goossens, *Procedure Guide for the Use of Expert Judgement in uncertainty Analyses*, ESREL'96-PSAM III acts, International Conference on Probabilistic Safety Assessment and Management, Crete, 1996.
- [Cooke et Goossens, 1999] R.M. Cooke, L.H.J. Goossens, *Procedures guide for structured expert judgment in accident consequence modeling*, Radiation Protection Dosimetry, vol. 90, n. 3, pp. 303-309, 1999.
- [Cozman, 2000] F. Cozman, *Credal Networks*, Artificial Intelligence Journal, vol. 120, pp. 199-233, 2000.
- [Cozman, 2004] F.G. Cozman, *Axiomatizing Noisy-OR*, 16th European Conference on Artificial Intelligence (ECAI-04), 2004.
- [Cozman, 2005] F. Cozman, *Graphical Models for Imprecise Probabilities*, International Journal of Approximate Reasoning, vol. 39, pp. 167-184, 2005.
- [Curcuru et al., 2012] G. Curcuru, G.M. Galante, C.M. La Pata, *Epistemic uncertainty in fault tree analysis approached by the evidence theory*, Journal of Loss Prevention in the Process Industries, vol. 25, issue 4, pp. 667-676, 2012.
- [Curt, 2010] C. Curt, *Contrôles de systèmes technologiques par formalisation et agrégation des connaissances - Application au génie des procédés et au génie civil*, Habilitation à Diriger des Recherches, Université de la Méditerranée - Aix-Marseille II, 2010.

D

- [De Rocquigny, 2006] E. De Rocquigny, *La maîtrise des incertitudes dans un contexte industrie*, Journal de la Société Française de Statistique, tome 147, n. 3, 2006.

- [Debray et al., 2008] B. Debray, C. Duval, A. Jovanovic, O. Salvi, *Integrated management of emerging risks: challenges and objectives of the iNTeg-Risk European project*, 16^{ème} Congrès Lambda-Mu, Avignon, France, 2008.
- [Deleuze, 2002] G. Deleuze, *Grille d'analyse de risques GLORIA*, note interne EDF R&D, 2002.
- [Delmotte, 2003] F. Delmotte, *A socio-technical framework for the integration of human and organizational factors in project management and risk analysis*, Mémoire de D.E.A., Faculté de Virginie, Etats-Unis, 2003.
- [Delmotte, 1998] F. Delmotte, *Modeling of reliability with possibility theory*, IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics, Part C, vol. 28, n. 1, pp. 78-88, 1998.
- [Démotier et al., 2006] S. Démotier, W. Schön, T. Denoeux, *Risk assessment based on weak information using belief functions, a case of study in water treatment*, IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics, Part C, vol. 36, n. 3, pp. 382-396, 2006.
- [Dempster, 1967] P. Dempster, *Upper and Lower probabilities induced by a multivalued mapping*, Annals of mathematical statistics, n. 38, pp. 325-339, 1967.
- [Denoeux, 2011] T. Denoeux, *Théorie des fonctions de croyance : applications en diagnostic et sûreté de fonctionnement*. QUALITA 2011, Angers, France, 2011.
- [Denoeux, 2012] T. Denoeux, *Constructing belief functions from sample data using multinomial confidence regions*, Journal of Approximate Reasoning, vol. 42, pp. 228-252, 2006.
- [Department of Energy, 1987] *Health and Environmental Consequences of the Chernobyl Nuclear Power Plant Accident*, US Department of Energy, 1987.
- [Department of Transport, 1975] *Health and Safety Executives: The Flixborough disaster – The court of Enquiry*, US Department of Transport, 1975.
- [Destercke, 2008] S. Destercke, *Représentation et combinaison d'informations incertaines : nouveaux résultats avec applications aux études de sûreté*, Mémoire de Doctorat, Université de Paul Sabatier, Toulouse, 2008.
- [Der Kiureghian et Ditlevsen, 2009] A. Der Kiureghian, O. Ditlevsen, *Aleatory or epistemic? Does it matter?*, Structural Safety, vol. 31, pp. 105-112, 2009.
- [Desroches et al., 2006] A. Desroches, A. Leroy, J.F. Quaranta, F. Vallée, *Dictionnaire d'analyse et de gestion des risques*, Editions Hermès-Lavoisier, 2006.
- [Dezert et Smarandache, 2009] F. Smarandache, J. Dezert, *Advances and Applications of DSMT for Information Fusion*, ARP, 2009.
- [Dien et al., 2006] Y. Dien, M. Bourrier, S. Pierlot, *Définition des facteurs organisationnels pathogènes de la sécurité*, Note interne EDF, 2006.
- [Diez, 1993] F.J. Diez, *Parameter adjustment in Bayes networks. The generalized Noisy OR-gate*, Proceedings of the Ninth Annual Conference on Uncertainty in Artificial Intelligence (UAI-93), pp. 99-10, Washington, USA, 1993.
- [Droin et al., 2007] M. Drouin, G. Parry, J. Lehner, G. Martinez-Guridi, J. LaChance, T. Wheeler, *Guidance on the treatment of uncertainties associated with PRAs in Risk-Informed Decision Making*, NRC, USA, 2007.
- [Dubois, 2010] D. Dubois, *Formal representations of uncertainty*, Tutorial of the 1st International Workshop on the Theory of Belief Functions, Brest, April 1-2, 2010.
- [Dubois et al., 2000a] D. Dubois, H.T. Nguyen, H. Prade, *Possibility theory, probability theory and fuzzy sets: misunderstanding, bridges and gaps*, Fundamental of fuzzy sets, pp. 343-438, 2000.
- [Dubois et al., 2000b] D. Dubois, E. Kerre, R. Mesiar, H. Prade, *Fuzzy interval analysis*, dans *Fundamentals of Fuzzy Sets*, Kluwer Editions, Boston, pp. 483-581, 2000.

[Dubois et al., 2004] D. Dubois, L. Foulloy, G. Mauris, H. Prade, *Probability-Possibility Transformation, triangular fuzzy sets, and probabilistic inequalities*, *Reliable Computing*, vol. 10, pp. 273-297, 2004.

[Dubois et Prade, 1985] D. Dubois, H. Prade, *Evidence measure based on fuzzy information*, *Automatica*, vol. 21(5), pp.547-562, 1985.

[Dubois et Prade, 1988] D. Dubois, H. Prade, *Possibility theory: An approach to computerized processing of uncertainty*, Plenum Press, 1988.

[Dutfoy et Pierlot, 2003] A. Dutfoy, S. Pierlot, *Etude du risque de perte de disponibilité de la Source Froide*, Note EDF HT-52/03/011/B, 2003.

[Duval et al., 2005] C. Duval, H. Bertin, A. Léger, R. Farret, *Choix d'une méthode d'analyse de risques d'un système socio-technique complexe*, Lambda-Mu 15, Lille, France, 2005.

[Duval et al., 2008] C. Duval, A. Léger, R. Farret, P. Weber, *Méthodologie d'analyse de risques pour les systèmes sociotechniques complexes et application à un cas industriel*, 15^{ème} Congrès Lambda-Mu, Avignon, France, 2008.

[Duval et al., 2012a] C. Duval, G. Fallet-Fidry, B. Iung, P. Weber, E. Levrat, *A Bayesian Network-based Integrated Risk Analysis (IRA) approach for industrial systems: Application to Heat Sink System and Prospects development*, *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part O: Journal of Risk and Reliability*, 2012, vol. 226(5), pp. 488-507, 2012.

[Duval et al., 2012b] C. Duval, G. Fallet-Fidry, A. Sibler, B. Iung, *L'analyse intégrée des risques au profit des systèmes en lien fort avec l'environnement*, 18^{ème} Congrès Lambda-Mu, Tours, France, 2012.

[Duval et al. 2012c] C. Duval, Y. Dien, A. Léger, A. Sibler, G. Fallet-Fidry, *Projet « Intégration des aspects Techniques, Humains, Environnementaux, Organisationnels des Systèmes » (ITHEOS)*, Réunion de lancement du projet, 2012.

[Duval et Fallet, 2010] C. Duval, G. Fallet, *Analyse des risques de perte de la Source Froide*, Note EDF H-T50-2010-00948, 2010.

[Duval et Léger, 2008] C. Duval, A. Léger, *Projet ADRESSES – Proposition d'un guide méthodologique pour l'analyse intégrée des risques d'un système socio-technique pris dans son environnement – Version 2.0*, Note EDF H-T50-2008-03471-FR, 2008.

E

[EGDI, 2010] Etats généraux de l'industrie, *Rapport intermédiaire sur le diagnostic et les enjeux prioritaires*, Janvier 2010.

[EIF, 2004] *European Interoperability Framework for pan-European eGovernment Services*, November 2004

[Embrey et al., 1986] D.E. Embrey, P. Humphreys, E.A. Rosa, B. Kirwan, K. Rea, *SLIM-MAUD: an approach to assessing human error probabilities using structured expert judgment*, NUREG/CR-3518, US Nuclear Regulatory Commission, 1986.

[European Council, 1997] European Council, *Council Directive 96/82/EC on the major accidents hazards of certain industrial activities*, SEVESO II, Official Journal of The European Communities, 1997.

F

[Fallet et al., 2010] G. Fallet, C. Duval, P. Weber, C. Simon, *Characterization and propagation of uncertainties in complex socio-technical system risks analysis*, 1st International Workshop on the Theory of Belief Functions (WTBF 2010), Brest, France, 2010.

[Fallet et al., 2011] G. Fallet, C. Duval, C. Simon, P. Weber, B. Iung, *Expert judgment collecting and modeling: Application to the Integrated Risks Analysis (IRA) methodology*, 3rd International Workshop on Dependable Control of Discrete Systems (DCDS'11), Saarbrücken, Germany, 2011.

[Fallet-Fidry et al., 2012a] G. Fallet-Fidry, C. Duval, C. Simon, E. Levrat, P. Weber, B. Iung, *Maitrise et analyse des risques des systèmes intégrant les domaines techniques, humains, organisationnels et environnementaux*, Chapitre 14 dans *Supervision, Surveillance et Sûreté de Fonctionnement des Grands Systèmes*, Hermès Science Publications, Paris, 2012.

[Fallet-Fidry et al., 2012b] G. Fallet-Fidry, C. Simon, P. Weber, B. Iung, C. Duval, *Evidential Network-based extension of Leaky Noisy-OR structure for supporting risks analyses*, 8th IFAC international Symposium on Fault Detection, Supervision and Safety for Technical Processes (SAFEPROCESS 2012), Mexico City, Mexique, 2012.

[Fallet-Fidry et al., 2012c] G. Fallet-Fidry, C. Duval, C. Simon, E. Levrat, P. Weber, B. Iung, *Risk Analysis and Management in Systems Integrating Technical, Human, Organizational and Environmental Aspects*, Chapter 14 in book entitled *Supervision and Safety of Complex systems*, Willey-ISTE Editions, 2012.

[Fallet et Duval, 2010] G. Fallet, C. Duval, *Rapport bibliographique de fin de première année de thèse de Geoffrey Fallet*, Note EDF H-T52-2011-00411-FR, 2010.

[Fallet et Levrat, 2010] G. Fallet, E. Levrat, *Projet MARATHON – Rapport d'avancement 2009-2010*, Groupement d'Intérêt Scientifique 3SGS, 2010.

[Farmer, 1967] F. R. Farmer, *Sitting criteria: a new approach*, Atom, 128, pp. 152–166, 1967.

[Ferson, 2002] S. Ferson, *Ramas Risk Calc 4.0: Risk Assessment With Uncertain Numbers*, Lewis Publishers, 2002.

[Ferson et al., 2003] S. Ferson, V. Kreinovich, L. Ginzburg, D.S. Myers, K. Sentz, *Constructing probability boxes and Dempster-Shafer structures*, Sandia National Laboratories, Report SAND2002-4015, 2003.

[Ferson et Ginzburg, 1996] S. Ferson, L.R. Ginzburg, *Different methods are needed to propagate ignorance and variability*, Reliability Engineering & System Safety, vol. 47, issue 2-3, pp. 133-144, 1996.

[Fisher, 2006] D.A. Fisher, *An Emergent Perspective on Interoperation in Systems of System*, Software Engineering Institute, 2006.

[Flage et al., 2009] R. Flage, T. Aven, E. Zio, *Alternative representation of uncertainties in reliability and risk analysis – Review and discussion*, in: S. Martorell, C. Guedes Soares, J. Barnett, editors. Safety, reliability and risk analysis. Theory, methods and applications. Proceedings of the European safety and reliability conference 2009, Spain, 2008. London CRC Press, pp. 2081-91, 2009.

[Franck, 1999] M.V. Franck, *Treatment of uncertainties in space nuclear risk assessment with examples from Cassini mission applications*, Reliability Engineering & System Safety, n. 66, pp. 203-221, 1999.

[Fussel, 1975] J.B. Fussel, *How to hand-calculate system reliability characteristics*, IEEE Transactions on Reliability, vol. 24, pp. 169-174, 1975.

G

[Galàn et al., 2007] S.F. Galàn, A. Mosleh, J.M. Izquierdo, *Incorporating organizational factors into probabilistic safety assessment of nuclear power plants through canonical probabilistic models*, Reliability Engineering & System Safety, n. 92, pp. 1131-1138, 2007.

[Gouriveau, 2003] R. Gouriveau, *Analyses des risques – Formalisation des connaissances et structuration des données pour l'intégration des outils d'étude et de décision*, Thèse de doctorat, Institut National Polytechnique de Toulouse, 2003.

[Golay, 2000] M.W. Golay, *Improved nuclear power plant operations and safety through performance-based safety regulation*, Journal of Hazardous Materials, vol.71, pp219-237, 2000.

[Gregoriades et Sutcliffe, 2008] A. Gregoriades, A. Sutcliffe, *workload prediction for improved design and reliability of complex systems*, Reliability Engineering & System Safety, n. 93, pp. 530-549, 2008.

[Groeneweg, 2002] J. Groeneweg, *Controlling the controllable*, 5th edition of Preventing business upsets, Global Safety Group Publication, pp. 1-528, 2002.

[Gzyl, 1995] H. Gzyl, *The method of Maximum Entropy*, World scientific, 1995.

H

[Hadj Mabrouk et Hamdaoui, 2008] H. Hadj Mabrouk, F. Hamdaoui, *Apport du retour d'expérience à l'analyse des risques*, 16^{ème} Congrès Lambda-Mu, Avignon, France, 2008.

[Hall et al., 1982] R.E. Hall, J.R. Fragola, J.W. Wreathall, *Post event human decision errors: operator action tree/time reliability correlation*, NUREG/CR-3010, US Nuclear Regulatory Commission, 1982.

[Hannaman et al., 1984] G.W. Hannaman, A.J. Spurgin, Y.D. Lukic, *Human cognitive reliability model for PRA analysis*, EPRI Project RP-2170-3, 1984.

[Hannaman et Spurgin, 1984] G.W. Hannaman, A.J. Spurgin, *Systematic Human action Reliability Procedure (SHARP)*, NUS Corporation, EPRI NP-3583, 1984.

[Helton, 1994] J.C. Helton, *Treatment of uncertainty in performance assessments for complex systems*, Risk Analysis, n. 14 (4), pp. 483-511, 1994.

[Helton, 1997] J.C. Helton, *Uncertainty and sensitivity analysis in presence of stochastic and subjective uncertainty*, Journal of Statistical Computation and Simulation, n.7, pp. 3-76, 1997.

[Helton et al., 2004] J.C. Helton, J.D. Johnson, W.L. Oberkampf, *An exploration of alternative approaches to the representations of uncertainty in model predictions*, Reliability Engineering and System Safety, vol. 84, pp. 39-71, 2004.

[Helton et Burmaster, 1996] J.C. Helton, D.E. Burmaster, *Guest editorial: treatment of aleatory and epistemic uncertainty in performance assessments for complex systems*, Reliability Engineering and System Safety, vol. 54, issues 2-3, pp. 91-4, 1996.

[Henrion, 1989] M. Henrion, *Some practical issues in constructing belief networks*, Uncertainty in Artificial Intelligence 3, Elsevier Sciences Publisher, North Holland, 1989.

[Hoffman et Hammonds, 1994] F.O. Hoffmann, J.S. Hammonds, *Propagation of uncertainty in risk assessments: the need to distinguish between uncertainty due to lack of knowledge and uncertainty due to variability*, Risk Analysis, n. 14 (5), pp. 707-12, 1994.

[Hollnagel, 1998] E. Hollnagel, *Cognitive Reliability and Error Analysis Method (CREAM)*, Elsevier Editions, 1998.

[Hollnagel et al., 2011] E. Hollnagel, J. Pariès, J. Wreathall, *Resilience Engineering: Concepts and Precepts*, Ashgate Publishing, Aldershot, UK, 2011.

[Hora, 1996] S.C. Hora, *Aleatory and epistemic uncertainty in probability elicitation with an example from hazardous waste management*, Reliability Engineering & System Safety, vol. 54, pp. 217-223, 1996.

[Hoyland et Rausand, 1994] A. Hoyland, M. Rausand, *System reliability theory: models and statistical methods*, Wiley Editions, 1994.

I

[ICPE, 1976] ICPE, *Loi n°76-663 du 19 Juillet 1976 relative aux Installations Classées pour la Protection de l'Environnement (ICPE)*, 1976.

[IPCS, 2006] IPCS, *Guidance document on characterizing and communicating uncertainty in exposure assessment*, Note technique, World Health Organization, 2006.

[IEEE, 1990] *IEEE Standard Computer Dictionary – A Compilation of IEEE Standard Computer Glossaries*, IEEE, 1990.

[IEEE, 2000] *The Authoritative Dictionary of IEEE Standard Terms*, Seventh Edition, IEEE, 2000.

[IMdR, 2011] IMdR, *Validation et représentativité d'un réseau Bayésien en analyse des risques et sûreté de fonctionnement*, Projet IMdR P09-2, Rapport final, 2011.

[INRS, 1990] INRS, *Bilan des méthodes d'analyses a priori des risques*, Institut National de Recherche et de Sécurité, n. 138, pp. 363-389, 1990.

[INERIS, 2003] INERIS, *Rapport scientifique 2002/2003*, INERIS, pp.63-64, 2003.

[INERIS, 2006] INERIS, *Formalisation du savoir et des outils dans le domaine des risques majeurs – Méthodes d'analyse des risques générés par une installation industrielle*, Rapport d'étude, 2006.

[INPO, 2011] INPO, *Special report on the nuclear accident at the Fukushima Daiichi nuclear power station*, 2011.

[IRSN, 2011] IRSN, *Les Facteurs Organisationnels et Humains de la gestion des risques : idées reçues, idées déçues*, Rapport DSR n° 438, 2011.

[ISO, 2007] ISO, *ISO 14121-1 : Sécurité des machines – Appréciation du risque – Partie 1 : Principes*, Organisation Internationale de Normalisation, 2007.

[ISO, 2010] ISO, *ISO 31000 : 2010-01, Management du risque – Principes et lignes directrices*, 2010.

J

[Jaynes, 2003] E. Jaynes, *Probability theory: The logic of Science*, Cambridge University Press, 2003.

[Jaulin et al., 2001] L. Jaulin, M. Kieffer, O. Didrit, E. Walter, *Applied Interval Analysis with Examples in Parameter and State Estimation*, Robust Control and Robotics, Springer Verlag, 2001.

[Jensen, 1996] F.V. Jensen, *An introduction to Bayesian Networks*, Edition UCL Press, 1996.

[Jensen et al., 1990] F.V. Jensen, S. Lauritzen, K. Olesen, *Bayesian Updating in Causal Probabilistic Networks by local Computation*, Computational Statistics Quarterly, pp. 269-282, 1990.

K

[Kahneman et al., 1982] D. Kahneman, P. Slovic, A. Tversky *Judgment under uncertainty: Heuristics and Biases*, Cambridge University Press, 1982.

[Kaplan & al., 1999] S. Kaplan, S. Visnepolschi, B. Zlotin, A. Zusman, *New Tools for Failure and Risk Analysis: Anticipatory Failure Determination (AFD) and the Theory of Scenario Structuring*, Ideation International Inc, 1999.

[Kaufman et Gupta, 1991] A. Kaufman, M.M. Gupta, *Introduction to Fuzzy Arithmetic Theory and Application*, Van Nostrand Reinhold Company, New-York, 1991.

[Keeney et al., 1991] R.L. Keeney, *Use of expert judgement in NUREG-1150*, Nuclear Engineering and Design, vol. 126, pp. 313-331, North-Holland, 1991.

[Kemeny, 1979] J.G. Kemeny, *Report of the President's Commission on The Accident at Three Miles Island*, 1979.

[Keynes, 1921] J.M. Keynes, *A treatise on probability, Chapter IV: The principle of indifference*, Mac Millan and Co., 1921.

[Kholas et Monney, 1995] J. Kholas, P. Monney, *A mathematical Theory of Hints: An approach to Dempster-Shafer Theory of evidence*, Springer Verlag, 1995.

[Kim et Seong, 2006] M.C. Kim, P.H. Seong, *A computational method for probabilistic safety assessment for I and C systems and human operator in nuclear power plants*, Reliability Engineering & System Safety, n. 91, pp. 580-593, 2006.

[Koller et Pfeiffer, 1997] D. Koller, A. Pfeiffer, *Object-Oriented Bayesian Networks*, Proceedings of the 13th Annual Conference on Uncertainty in Artificial Intelligence (UAI-97), pp. 302-313, Providence, Rhode Island, 1997.

[Koller et Pfeiffer, 1998] D. Koller, A. Pfeiffer, *Probabilistic frame-based systems*, Proceedings of the 15th National Conference on Artificial Intelligence, Madison, Wisconsin, 1998.

L

[Laâmari et al., 2010] W. Laâmari, B. Ben Yaghlane, C. Simon, *Comparing Evidential Graphical Models for Imprecise Reliability*, Scalable Uncertainty Management, pp. 191-204, 2010.

[Laâmari et al., 2012] W. Laâmari, B. Ben Yaghlane, C. Simon, *Dynamic Directed Evidential Networks with Conditional Belief Functions: Application to System Reliability*, Information Processing and management of Uncertainty in Knowledge-Based Systems, pp. 481-490, 2012.

[Lagadec, 1981] P. Lagadec, *Le risque technologique majeur : politique, risque et processus de développement*, Pergamon Press, Collection Futuribles, pp. 211-216, 1981.

[Lambert, 1975] H.E. Lambert, *Fault tree for decision making in system analysis*, Lawrence Livermore Laboratory, 1975.

[Lannoy et Procaccia, 2001] A. Lannoy, H. Procaccia, *L'utilisation du jugement d'expert en sûreté de fonctionnement*, Editions Tec&Doc, 2001.

[Larousse, 2012] Larousse, *Dictionnaire Larousse 2012*, Editions Larousse, 2012.

[Le Bot et al., 1998] P. Le Bot, E. Desmares, C. Bieder, F. Cara, J.L. Bonnet, *MERMOS : un projet d'EDF pour la mise à jour de la méthodologie EPFH*, Revue générale nucléaire, 1998.

[Le Duy, 2011] T.D. Le Duy, *Traitement des incertitudes dans les applications des Etudes Probabilistes de Sûreté*, Thèse de Doctorat, Université de Technologie de Troyes, 2011.

[Le Moigne, 1990] J.L. Le Moigne, *La modélisation des systèmes complexes*, Editions Dunod, 1990.

[Lee et al., 2008] S. Lee, M.C. Kim, P.H. Seong, *An analytical approach to quantitative effect estimation of operation advisory system based on human cognitive process using the Bayesian belief network*, Reliability Engineering & System Safety, n. 93, pp. 567-577, 2008.

[Léger, 2009] A. Léger, *Contribution à la formalisation unifiée des connaissances fonctionnelles et organisationnelles d'un système industriel en vue d'une évaluation quantitative des risques et de l'impact des barrières envisagées*, Thèse de Doctorat, Université Henri-Poincaré – Nancy 1, 2009.

[Léger et al., 2008a] A. Léger, C. Duval, R. Farret, P. Weber, E. Levrat, B. Iung, *Modeling of human and organizational impacts for system risk analyses*, 9th Probabilistic Safety Assessment and Management Conference, Hong-Kong, Chine, 2008.

[Léger et al., 2008b] A. Léger, R. Farret, C. Duval, E. Levrat, P. Weber, B. Iung, *A safety barriers-based approach for the risk analysis of socio-technical systems*, 7th IFAC World Congress, Seoul, Corée du Sud, 2008.

[Léger et al., 2009] A. Léger, P. Weber, E. Levrat, C. Duval, R. Farret, B. Iung, *Methodological developments for probabilistic analyses of socio-technical systems*, Journal of Risk and Reliability, vol.223, issue 4, pp. 313-332, 2009.

[Levine et Tribus, 1979] R.D. Levine, M. Tribus, *The maximum entropy formalism*, MIT Press, 1979.

[Limboung, 2008] P. Limbourg, *Application of Dempster-Shafer Theory in industrial uncertainty modeling – Final Report*, Rapport EDF R&D, H-T56-2008-03853-EN, 2008.

[Lugan, 2006] J.C. Lugan, *Lexique de systémique et prospective*, Conseil Economique et Social Midi-Pyrénées, Section Prospective, 2006.

M

[Magne et Vasseur, 2006] L. Magne, D. Vasseur, *Risques industriels – Complexité, incertitude et décision : une approche interdisciplinaire*, Editions Lavoisier, 2006.

[Martin et al., 2008] A. Martin, C. Osswald, J. Dezert, F. Smarandache, *General combination rules for Qualitative and Quantitative Beliefs*, Journal of Advances in Information Fusion, vol.3 (2), pp. 67-89, 2008.

[Mechri, 2011] W. Mechri, *Evaluation de la performance des systèmes Instrumentés de Sécurité à paramètres imprécis*, Mémoire de Doctorat, Ecole Nationale d'Ingénieurs de Tunis, 2011.

[MEDD, 2007] Ministère de l'écologie, du développement et de l'aménagement durable, *Le risque industriel – Dossier d'information*, Septembre 2007.

[Medina-Oliva, 2012] G. Medina-Oliva, *Modélisation conjointe des connaissances multi-points de vue d'un système industriel et de son système de soutien pour l'évaluation des stratégies de maintenance*, Mémoire de Doctorat, Université de Lorraine, 2012.

[Meyer, 1986] M.A. Meyer, *Human factors affecting subjective judgments*, 31th Conference on the Design of Experiments in Army Research and Development, Wisconsin and Los Alamos National Laboratory, Report LA-UR-84-3176, 1986.

[Meyer et Booker, 1993] M.A. Meyer, J.M. Booker, *Eliciting and Analyzing Expert Judgment: A practical Guide*, ASA-SIAM Series on Statistics and Applied Probability, 1993.

[Miller, 1956] G.A. Miller, *The magical number seven, plus or minus two: Some limits on our capacity for processing information*, Psychological Review, vol. 63 (2), pp. 81-97, 1956.

[Mohaghegh et al., 2007] Z. Mohaghegh, A. Mosleh, *A Framework for Incorporating Organizational Factors into Safety Causal Models*, Technical Report for the Federal Aviation Administration, Center for Risk and Reliability, University of Maryland, 2007.

[Mohaghegh et al., 2009] Z. Mohaghegh, R. Kazemi, A. Mosleh, *Incorporating organizational factors into Probabilistic Risk Assessment (PRA) of complex socio-technical systems: A hybrid technique formalization*, Reliability Engineering and System Safety, n. 94, pp. 1000-1018, 2009.

[Moore, 1966] R. Moore, *Interval Analysis*, Prentice-Hall, New-York, 1966.

[Motet, 2009] G. Motet, *La norme ISO 31000 en 10 questions*, Les cahiers de la Sécurité Industrielle, Fondation pour une Culture de Sécurité Industrielle, 2009.

[Muffat, 2005] S. Muffat, *Professionnalisation du recueil des avis d'experts pour l'analyse des risques*, Note EDF HT-52/05/023/A, 2005.

N

[Neumaier, 2004] A. Neumaier, *Clouds, fuzzy sets and probability intervals*, Reliable Computing, vol. 10, pp.249-272. 2004.

[Nilsen et Aven, 2003] T. Nilsen, T. Aven, *Models and model uncertainty in the context of risk analysis*, Reliability Engineering & System Safety, vol. 79, pp. 309-317, 2003.

[Norrington et al., 2007] L. Norrington, J. Quigley, A. Russel, R. Van der Meer, *Modeling the reliability of search and rescue operations with Bayesian Belief Networks*, Reliability Engineering & System Safety, n. 93, pp. 940-949, 2007.

[NRC, 2004] Office of Nuclear Regulatory Research, *1st Meeting of the Proactive Materials Degradation Assessment (PMDA) Expert Panel*, Nuclear Regulatory Commission, August, 2004.

[NRC, 2007] NRC, *An Approach for Determining the Technical Adequacy of Probabilistic Risk Assessment Results for Risk-Informed Activities*, U.S. Nuclear Regulatory Commission, 2007.

O

[OCDE, 1999] OCDE, *Identification and assessment of organizational factors related to the safety of NPP'S – State of the art report*, 1999.

[Oberkampf et al., 2002] W.L. Oberkampf, S.M. De Land, B.M. Rutherford, K.V. Diegert, K.F. Alvin, *Error and uncertainty in modeling and simulation*, Reliability Engineering & System Safety, vol. 75 pp. 333-357, 2002.

[Oberkampf et al., 2004] W.L. Oberkampf, J.C. Helton, C.A. Joslyn, S.F. Wojtkiewicz, S. Ferson, *Challenge problems: Uncertainty in system response given uncertain parameters*, Reliability Engineering & System Safety, vol. 85 pp. 11-19, 2004.

[Oberkampf et Helton, 2002] W.L. Oberkampf, J.C. Helton, *Investigation of Evidence Theory for Engineering Applications*, AIAA Non-Deterministic Approaches Forum, Denver, 2002.

[Øien, 2001] K. Øien, *A framework for the establishment of organizational risk indicators*, Reliability Engineering and System Safety, n. 74, pp. 147-16, 2001.

[Osey-Bryson, 2003] K.M. Osey-Bryson, *Supporting knowledge elicitation and consensus building for Dempster-Shafer decision models*, International Journal of Intelligent Systems, 18(1), p.129-148, 2003.

P

[Panetto, 2006] H. Panetto, *Méta-modèles et modèles pour l'intégration et l'interopérabilité des applications d'entreprises de production*, Habilitation à Diriger des Recherches, Université Henri-Poincaré – Nancy1, 2006.

[Panetto et Molina, 2008] H. Panetto, A. Molina, *Enterprise integration and interoperability in manufacturing systems: Trends and issues*, Computer in Industry, n. 59, pp. 641-646, 2008

[Papazoglou et al., 2003] A. Papazoglou, L.J. Bellamy, AR. Hale, O.N. Aneziris, B.J. Ale, J.G. Post, J.I.H. Oh, *I-Risk: Development of an integrated technical and management risk methodology for chemical installations*, Journal of Loss Prevention in Process Industries, n. 16, pp. 575-591, 2003.

[Parry, 1996] G.W. Parry, *The characterization of uncertainty in probabilistic risk assessments of complex systems*, Reliability Engineering and System Safety, n. 54 (2-3), pp. 119-26, 1996.

[Paté-Cornell, 1996] M.E. Paté-Cornell, *Uncertainty in risk analysis: six levels of treatment*, Reliability Engineering and System Safety, n. 54, pp.95-111, 1996.

[Paté-Cornell et Murphy, 1996] M.E. Paté-Cornell, D.M. Murphy, *Human and Management factors in probabilistic risk analysis: the SAM approach and observations from recent application*, Reliability Engineering and System Safety, n. 52, pp. 115-126, 1996.

[Payne, 1951] S Payne, *The Art of Asking Questions*, Princeton University Press, 1951.

[Pearl, 1988] J. Pearl, *Probabilistic reasoning in intelligent systems: networks of plausible inference*, Morgan Kaufmann Publishers Inc. San Francisco, USA, 1988.

[Perrow, 1990] C. Perrow, *Normal Accidents: Living with High-Risk Technologies*, Princeton University Press, 1990.

[Pierlot, 2006] S. Pierlot, *Veille technologique et scientifique - Accidents, incidents et crises - Définition des facteurs organisationnels pathogènes de la sécurité et identification de marqueurs génériques liés aux facteurs organisationnels*, Note EDF H-T52-2006-02565-FR, 2006.

[Pierlot et al., 2006] S. Pierlot, Y. Dien, M. Llory, *From organizational factors to an organizational diagnosis of the safety*, European Safety and Reliability Conference, Stavanger, Norway, 2006.

[Plot, 2004] E. Plot, *Guide de la prise en compte du facteur humain dans l'évaluation des systèmes de gestion des risques majeurs*, European Safety and Reliability conference, Stavanger, Norvège, 2004.

[Pulkkinen & Holmberg, 1997] U. Pulkkinen, J. Holmberg, *A method for using expert judgement in PSA*, STUK-YTO-TR 129, 1997.

R

[Ramasso et al., 2008] E. Ramasso, M. Rombault, D. Pellerin, *Modèle de Croyances Transférables : Représentation des connaissances, Fusion d'informations, Décision*, Rapport GIPSA-Lab, 2008.

[Reason, 1997] J. Reason, *Managing the risks of organizational accidents*, Ashgate Editions, 1997.

[Reer et al., 2004] B. Reer, V.N. Dang, S. Hirschberg, *The CESA method and its application in a plant-scientific pilot study on errors of commission*, Reliability Engineering and System Safety, n. 83, pp. 187-05, 2004.

[Rigaud, 2011] E. Rigaud, *La résilience : analyse étymologique*, Les cahiers de la Sécurité Industrielle, Fondation pour une Culture de Sécurité Industrielle, Août 2011.

[Roberts, 1990] K.H. Roberts, *Managing High Reliability Organization*, California Management Review, Vol. 32, pp.101-113, 1990.

[Roberts, 1994] F.S. Roberts, *Limitations on conclusions using scales of measurement*, Handbooks in Operations Research and Management Science, n. 6, pp. 621-671, 1990.

[Røed et al., 2008] W. Røed, A. Mosleh, J.E. Vinnem, T. Aven, *On the Use of Hybrid Causal Logic Method in Offshore Risk Analysis*, Reliability Engineering and System Safety, n. 94, pp. 445-455, 2008.

[Rohmer et Baudrit, 2011] J. Rohmer, C. Baudrit, *The use of the possibility theory to investigate the epistemic uncertainties within scenario-based earthquake risk assessments*, Natural Hazards, vol. 56, n. 3, pp. 613-632, 2011.

[Rook, 1962] L. Rook, *Reduction of human error in industrial production*, Report SCTM 93.62, Scandia Corporation, 1962.

S

[Sagan, 1993] S.D. Sagan, *The Limits of Safety, Organizations, Accidents and Nuclear Weapons*, Princeton University Press, 1993.

[Sallak, 2007] M. Sallak, *Evaluation de paramètres de sûreté de fonctionnement en présence d'incertitudes et aide à la conception : Application aux Systèmes Instrumentés de Sécurité*, Mémoire de Doctorat, Nancy Université, Institut National Polytechnique de Lorraine, 2007.

[Sallak et al., 2010] M. Sallak, W. Schön, F. Aguirre, *The Transferable Belief Model for reliability analysis of systems with data uncertainties and failure dependencies*, Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part O : Journal of Risk and Reliability, vol. 4/2010, n. 224, pp. 266-278, 2010.

[Sannier et Baudry, 2011] N. Sannier, B. Baudry, *Défis pour la variabilité et la traçabilité des exigences en ingénierie système*, INFORSID 2011, 2011.

- [Seveso, 1982] *Original Seveso directive 82/501/EEC (SEVESO I)*, 1982.
- [Seveso II, 1996] *Directive 96/82/CE concernant la maîtrise des dangers liés aux accidents majeurs impliquant des substances dangereuses (SEVESO II)*, 1996.
- [Sklet et al., 2005] S. Sklet, T. Aven, J. Vinnem, *Barrier and operational risk analysis of hydrocarbon releases (BORA-relases): Part I, Method Description*, Journal of Hazard Mater, vol. 137 (2), pp. 681-91, 2005.
- [Shafer, 1976] G. Shafer, *A Mathematical Theory of Evidence*, Princeton University Press, 1976.
- [Shakle, 1952] G.L.S., *Expectation in economics*, University Press, 1952.
- [Sibler et Fallet, 2011] A. Sibler, G. Fallet, *Impact du changement climatique sur les risques de perte de la Source Froide*, Note EDF H-T52-2011-01350, 2011.
- [Simon, 2012] C. Simon, *Session didactique : quelques applications en fiabilité*, Journée IMdR-RUFEREQ « Réseaux Bayésiens : Méthodes et applications à la maîtrise des risques et à la sûreté de fonctionnement », Cachan, France, 2012.
- [Simon et al., 2008] C. Simon, P. Weber, A. Evsukoff, *Bayesian networks inference algorithm to implement Dempster-Shafer theory in reliability analysis*, Reliability Engineering and System Safety, vol. 93, pp.950-963, 2008.
- [Simon et Weber, 2009] C. Simon, P. Weber, *Evidential networks for reliability analysis and performance evaluation of systems with imprecise knowledge*, IEEE Transactions on Reliability, n. 58, pp. 69-87, 2009.
- [Sliter et al., 2000] G. Sliter, *Life Cycle Management planning for important nuclear power plant systems, structures and components*, ICON8, Baltimore, 2000.
- [Smets, 1990] P. Smets, *Constructing the pignistic probability function in a context of uncertainty*, Uncertainty in Artificial Intelligence, Elsevier Science Publishers, vol. 5, pp 29-39, 1990.
- [Smets, 1993] P. Smets, *Belief function: the disjunctive rule of combination and the generalized Bayesian theorem*, International Journal of Approximate Reasoning, vol. 9, pp. 1-35, 1993.
- [Smets, 1998] P. Smets, *The Transferable Belief Model for Quantified Belief Representation*, Handbook of Defeasible Reasoning and Uncertainty Management Systems - Vol. 1: Quantified Representation of Uncertainty & Imprecision, pp. 267-301, 1998.
- [Smets, 2004] P. Smets, *TBMLAB, 2004*.
- [Smithson, 1989] M. Smithson, *Ignorance and Uncertainty: Emerging Paradigms*, Springer, 1989.
- [Srinivas, 1993] S. Srinivas, *A generalization of the Noisy-OR model*, Ninth Annual Conference on Uncertainty in Artificial Intelligence (UAI-93), pp. 208-215, Washington, USA, 1993.
- [Stirling, 2007] A. Stirling, *Risk, precaution and science: towards a more constructive policy debate. Talking point on the precautionary principle*, EMBO Reports, n. 8 (4), pp. 309-315, 2007.
- [Su et al., 2012] X. Su, Y. Deng, S. Mahadevan, Q. Bao, *An improved method for risk evaluation in failure modes and effects analysis of aircraft engine rotor blades*, Engineering Failure Analysis, 2012.
- [Svedung et Rasmussen, 2002] I. Svedung, J. Rasmussen, *Graphic representation of accident scenarios: mapping system structure and the causation of accidents*, Safety Science, n. 40, pp. 397-417, 2002.
- [Swain, 1987] A.D. Swain, *Accident Sequence Evaluation Program (ASEP) – Human Reliability Analysis Procedure*, NUREG/CR-4772, 1987.
- [Swain et Guttman, 1983] A.D. Swain, H.E. Guttman, *Handbook of human reliability analysis with emphasis on nuclear power plant applications*, NUREG/CR-1278, US NRC, 1983.

[Tisseron, 2009] S. Tisseron, *La Résilience*, Presse Universitaires de France, 2009.

[Trabelsi et Ben Yaghlane, 2008] W. Trabelsi, B. Ben Yaghlane, *BeliefNet Tool: An Evidential Network Toolbox for Matlab*, Information Processing and management of Uncertainty in Knowledge-Based Systems (IPMU 2008), 2008.

[Trucco et al., 2008] P. Trucco, E. Cagno, F. Ruggeri, O. Grande, *A Bayesian Belief Network modeling of organizational factors in risk analysis: A case study in maritime transportation*, Reliability Engineering and Safety Reliability, vol. 93, pp. 823-834, 2008.

[Turner et Pidgeon, 1997] B.A. Turner, N.F. Pidgeon, *Man-made Disasters – Second Edition*, Butterworth-Heinemann Editions, Londres, 1997.

U

[Union Carbide Corporation, 1985] Union Carbide Corporation, *Bhopal Methyl Isocyanate Incident Investigation team report*, 1985.

V

[Vannoorenberghe et al., 2003] P. Vannoorenberghe, E. Lefevre, O. Colot, *Traitement d'images et théorie des fonctions de croyance*, Rencontres Francophones sur la logique floue et ses applications, LFA'2003, pp. 287-294, 26-27 Novembre 2003.

[Veneziano et al., 2009] D. Veneziano, A. Agarwal, E. Karaca, *Decision making with epistemic uncertainty under safety constraints: An application to seismic design*, Reliability Engineering & System Safety, vol. 24, pp. 426-437, 1996.

[Verdanat, 2006] F. Verdanat, *Enterprise Model For Integrating Process Control Into Cam System*, in INCOM, Saint-Etienne (France), May 17-19, 2006.

[Verdanat, 2007] F. Verdanat, *Interoperable enterprise systems: Principles, concepts and methods*, Annual Reviews in Control, vol. 31, n°1, pp. 137-145, 2007.

[Verot, 2001] Y. Verot, *Retour d'expérience dans les industries de procédé*, Techniques de l'Ingénieur – L'entreprise industrielle, vol. 2, pp. 1-4, 2001.

[Vesely, 1981] W.E. Vesely, *Fault Tree Handbook*, US Nuclear Regulatory Commission, Technical Report, 1981.

[Villemeur, 1988] A. Villemeur, *Sûreté de fonctionnement des systèmes industriels : Fiabilité – Facteurs humains – Informatisation*, Editions Eyrolles, 1988.

[Villemeur, 1992] A. Villemeur, *Reliability, Availability, Maintainability and Safety Assessment – Volume 1 : Méthodes et Techniques*, Wiley and Sons Editions, 1992.

[Villeneuve, 2012] E. Villeneuve, *Hybridation des retours d'expérience statistique et cognitif pour l'évaluation des risques : Application à la déconstruction des avions*, Mémoire de Doctorat, Université de Toulouse, 2012.

[Vinnem et al., 2004] J.E. Vinnem, T. Aven, S. Hauge, J. Seljelid, G. Veire, *Integrated Barrier Analysis in Operational Risk Assessment in Offshore Petroleum Operation*, In Spitzer, Schmocker & Dang (eds) Probabilistic Safety Assessment and Management, PSAM7 – ESREL'04, 2004.

W

[Walley, 1991] P. Walley, *Statistical Reasoning with Imprecise Probabilities*, Chapman and Hall, 1991.

[Walley et Moral, 1999] P. Walley, S. Moral, *Upper probabilities based only on the likelihood function*, Journal of the Royal Statistical Society, vol. 61, issue 4, pp. 831-847, 1999.

[Walley, 1998] P. Walley, *Coherent upper and lower previsions*, 1998.

[Waterman, 1986] D.A. Waterman, *A Guide to Expert Systems*, Addison-Wesley Publishing, 1986.

[Weber et al., 2012] P. Weber, G. Medina-Oliva, C. Simon, B. Iung, *Overview on Bayesian networks applications for Dependability, Risk Analysis and Maintenance areas*, Engineering Applications of Artificial Intelligence, vol.25, pp. 671-682, 2012.

[Weber et Jouffe, 2006] P. Weber, L. Jouffe, *Complex system reliability modeling with dynamic object oriented bayesian networks (DOOBN)*, Reliability Engineering and System Safety, n. 91, pp. 149-162, 2006.

[Weber et Simon, 2011] P. Weber, C. Simon, *Dynamic evidential networks in system reliability analysis: A Dempster Shafer Approach*, 16th Mediterranean Conference on Control and Automation, pp. 603-608, 2008.

[Weber et Suhner, 2003] P. Weber, M.C. Suhner, *Modélisation de processus industriels par Réseaux Bayésiens Orientés Objet (RBOO): Application à l'analyse des performances d'un processus industriel*, Revue d'Intelligence Artificielle, vol. 18 pp. 299-326, 2003.

[William, 1986] J.C. William, *HEART: a proposed method for assessing and reducing human error*, 9th Advances in Reliability and Technology Symposium, 1986.

[Winkler, 1996] R. Winkler, *Uncertainty in probabilistic risk assessment*, Reliability Engineering and System Safety, n. 54, pp. 127 -132, 1996.

[Wong et Lingras, 1994] S.K.M. Wong, P. Lingras, *Representation of Qualitative User Preference by Qualitative Belief Functions*, IEEE Transactions on Knowledge Data Engineering, vol.6 (1), pp. 72-78, 1994.

[Wu et al., 1990] J.S. Wu, G.E. Apostolakis, D. Okrent, *Uncertainty in system analysis: probabilistic versus non probabilistic theories*, RESS, vol. 30, pp. 163-181, 1990.

X

[Xu et Smets, 2004] H. Xu, P. Smets, *Evidential Reasoning with Conditional Belief Functions*. Uncertainty in Artificial Intelligence, pp. 598-606, 1994.

Y

[Yager, 1986] R.R. Yager, *A characterization of the extension principle*, Fuzzy Sets and Systems, vol. 18, pp. 205-217, 1986.

Z

[Zadeh, 1965] L.A. Zadeh, *Fuzzy sets*, Information and Control, vol. 8, pp.338-353, 1965.

[Zadeh, 1978] L.A. Zadeh, *Fuzzy Sets as a basis for a theory of possibility*, Fuzzy Sets and Systems, 1, pp. 3-28, 1978.

[Zagorecki et Druzdzel, 2004] A. Zagorecki, M. Druzdzel, *An empirical study of probability elicitation under Noisy-OR assumption*, 17th International Florida Artificial Intelligence Research Symposium Conference, Miami Beach, USA, 2004.

[Zimmerman, 1983] H. Zimmerman, *Using the fuzzy sets in operational research*, European Journal of operational Research, vol. 13, pp. 201-216, 1983.

[Zio, 2009] E. Zio, *Reliability engineering: Old problems and new challenges*, Reliability Engineering and System Safety, n. 94, pp. 125-141, 2009.

[Zouhal, 1997] L. Zouhal, L. *Contribution à l'application de la théorie des fonctions de croyance en reconnaissance des formes*, Mémoire de Doctorat, Université de Technologie de Compiègne, 1997.

Liste des Tableaux

Tableau 1-1. Principales sources de risques industriels.....	22
Tableau 1-2. Points forts et limites des analyses de risques techniques selon [INERIS, 2006].....	25
Tableau 1-4. Principaux travaux sur les facteurs organisationnels.....	27
Tableau 1-6. Comparaison des approches multidisciplinaires selon différents critères.....	35
Tableau 1-7. Liens génériques dans les barrières selon [Léger, 2009].....	40
Tableau 1-8. Exemple de table de probabilité conditionnelle.....	42
Tableau 1-9. Grille d'élicitation de l'état a priori des items.....	45
Tableau 1-10. Grilles d'élicitation des facteurs d'influence.....	45
Tableau 1-11. Principes de pronostic et de diagnostic.....	47
Tableau 1-12. Principaux résultats fournis par l'AiDR.....	48
Tableau 1-13. Exemples d'utilisation des facteurs d'importance dans l'AiDR.....	50
Tableau 2-1. Types de connaissances selon [Dubois, 2010].....	58
Tableau 2-2. Sources de connaissances selon [Dubois, 2010].....	58
Tableau 2-3. Autres caractéristiques des connaissances.....	58
Tableau 2-4. Caractéristique principales des incertains aléatoire et épistémique.....	59
Tableau 2-5. Principaux types de distributions de masses selon [Ramasso, 2008].....	71
Tableau 2-6. Représentations cohérentes des connaissances selon [Baudrit, 2005].....	73
Tableau 2-7. Modélisations extra-probabilistes de l'incertain aléatoire.....	74
Tableau 2-8. Modélisation de l'incertain épistémique selon le cadre.....	74
Tableau 2-9. Principaux types de biais [Meyer et Booker, 1993].....	79
Tableau 2-10. Niveaux d'incertain selon [Paté-Cornell, 1996].....	81
Tableau 2-11. Exemple d'expression d'un expert sous forme de croyances.....	84
Tableau 2-12. Principaux outils associés aux cadres de modélisation de l'incertain.....	86
Tableau 2-13. Synthèse des problématiques liées à la modélisation et au traitement de l'incertain.....	88
Tableau 2-14. Niveaux de connaissances associés à un avis d'expert.....	90
Tableau 2-15. Modélisation d'avis d'experts selon le cadre de modélisation.....	91
Tableau 2-16. Modélisation d'avis d'experts selon le cadre de modélisation – Résultats.....	91
Tableau 2-17. Principaux moyens de réduction des biais dans la collecte des avis d'experts.....	97
Tableau 2-18. Synthèse des contributions identifiées pour le traitement de l'incertain dans l'AiDR.....	99
Tableau 3-1. Définition des phases de préparation, de réalisation et de clôture d'après [Léger, 2009].....	107
Tableau 3-2. Caractéristiques principales des items d'une barrière d'après [Léger, 2009].....	108
Tableau 3-3. Extrait de la grille d'analyse des questions pour la phase de préparation.....	109
Tableau 3-4. Extrait des descriptions des questions relatives à la phase de préparation.....	112
Tableau 3-5. Avantages et inconvénients des réponses quantitatives selon [Meyer et Booker, 1993].....	112
Tableau 3-6. Types de réponses utilisés pour le recueil d'avis d'expert quantitatif.....	112

Tableau 3-7. Quantification des liens d'influence entre les items et les phases de l'action	113
Tableau 3-8. Quantification des liens d'influence entre les phases et l'efficacité de l'action.....	113
Tableau 3-9. Expressions de l'expert pour la quantification des facteurs d'influence	114
Tableau 3-10. Exemples d'interprétations de la nouvelle grille d'élicitation des facteurs d'influence	115
Tableau 3-11. Quantification des distributions a priori sur les items.....	116
Tableau 3-12. Grille d'élicitation de la dégradation d'un item selon [Léger, 2009].....	116
Tableau 3-13. Hiérarchisation par phase des facteurs d'influence des items d'une barrière	117
Tableau 3-14. Hiérarchisation par barrière des facteurs des items d'influence d'une barrière	118
Tableau 3-15. Hiérarchisation entre barrières des facteurs d'influence des items	118
Tableau 3-16. Hiérarchisation des facteurs d'influence des phases d'une barrière	118
Tableau 3-17. Questions associées à la hiérarchisation des facteurs d'influence.....	118
Tableau 3-18. Questions associées à la hiérarchisation des distributions a priori	119
Tableau 3-19. Définition générale d'une Table de Masses a priori	125
Tableau 3-20. Définition générale d'une Table de Masses Conditionnelles (TMC).....	126
Tableau 3-21. TMC associées au calcul des mesures de croyances et de plausibilité	126
Tableau 3-22. Cadres de discernement des principales variables de l'AiDR.....	127
Tableau 3-23. Power-set associés aux principales variables de l'AiDR.....	127
Tableau 3-24. Exemple de structure d'une TMC dans l'AiDR.....	127
Tableau 3-25. Exemple de Table de Masses a priori dans l'AiDR.....	127
Tableau 3-26. Table associée à une distribution de probabilités sur une variable racine	128
Tableau 3-27. TMC d'une distribution de probabilités conditionnelles sur une variable intermédiaire....	129
Tableau 3-28. Exemple de TMC d'une distribution de probabilités sur une variable intermédiaire.....	129
Tableau 3-29. Table d'une discrétisation d'une distribution de probabilités sur une variable racine	130
Tableau 3-30. Table associée à une distribution d'intervalles sur une variable racine binaire	131
Tableau 3-31. TMC associée à une distribution d'intervalles sur une variable intermédiaire binaire	131
Tableau 3-32. Table associée à une distribution de possibilités sur une variable racine	132
Tableau 3-33. Table associée à une alpha-coupe sur une variable racine binaire	133
Tableau 3-34. Paramètres nécessaires pour définir une barrière	134
Tableau 3-35. TMC associée à une porte logique évidentielle ET [Simon et Weber, 2009]	134
Tableau 3-36. TMC associée à une porte logique évidentielle OU [Simon et Weber, 2009]	134
Tableau 3-37. TMC associées aux mesures Bel et Pls selon [Simon et Weber, 2009].....	135
Tableau 3-38. Paramètres nécessaires pour définir une barrière de l'AiDR.....	136
Tableau 3-39. Paramètres nécessaires pour paramétrer une barrière	137
Tableau 3-40. Paramétrisation du Leaky Noisy-OR selon [Henrion, 1989] et [Diez, 1993].....	138
Tableau 3-41. Paramétrisation par Leaky Noisy-OR de la TMC de la phase de clôture d'une barrière	141
Tableau 3-42. Principaux moyens de paramétrisation des tables d'un RFC	142
Tableau 3-43. Prise de décision en fonction du comportement de l'analyste (seuil scalaire)	153
Tableau 3-44. Prise de décision en fonction du comportement de l'analyste (seuil intervalle)	152

Liste des Figures

Figure 1-2. Processus de management des risques selon [ISO, 2010]	23
Figure 1-4. Evolution des approches d'analyses de risques	28
Figure 1-5. Principales relations entre les disciplines	28
Figure 1-6. Unification des connaissances - Partage des connaissances	31
Figure 1-7. Niveaux d'intégration selon [Verdanat, 2007]	32
Figure 1-8. Synthèse des développements récents d'approches multidisciplinaires	33
Figure 1-9. Cadre conceptuel de l'AiDR	38
Figure 1-12. Publications utilisant les réseaux Bayésiens en analyses de risques [Weber et al., 2012]	41
Figure 1-13. Exemple de réseau Bayésien	42
Figure 1-14. Modélisation d'une barrière dans le modèle de risques de l'AiDR	43
Figure 1-15. Modèle de risques AiDR pour le refroidissement d'une unité de production d'énergie	44
Figure 1-16. Graphes associés à un Noisy-OR.....	45
Figure 1-17. Graphes associé à un Leaky Noisy-OR	45
Figure 1-18. Prise en compte des facteurs d'influence et des fuites dans les barrières.....	46
Figure 1-19. Exemple de cartographie des risques à l'issue de l'AiDR	48
Figure 1-20. Cartographie FAR-FDR	49
Figure 1-21. Sous-problèmes liés au traitement de l'incertain [Zio, 2009]	52
Figure 2-1. Éléments constitutifs de l'ignorance selon [Smithson, 1989]	60
Figure 2-2. Classification de l'incertain.....	60
Figure 2-3. Somme de deux variables définies par des lois uniformes selon [Baudrit, 2005]	63
Figure 2-4. Modélisation de l'incertain par une p-box.....	66
Figure 2-5. Représentation de nombres flous triangulaires et trapézoïdaux.....	67
Figure 2-6. Représentation graphique d'une distribution de possibilités	68
Figure 2-7. Illustration de la somme de deux distributions de possibilités	69
Figure 2-8. Mesures associées à la théorie de l'évidence.....	71
Figure 2-9. Liens entre les ensembles focaux selon le cadre de modélisation	74
Figure 2-10. Déroulement du retour d'expérience selon [Hadj Mabrouk et Hamdaoui, 2008]	76
Figure 2-11. Utilisation des réponses qualitatives et quantitatives pour l'analyse de risques	77
Figure 2-12. Processus générique d'utilisation d'avis d'experts selon [Muffat, 2005].....	78
Figure 2-13. Modélisation du problème de traitement des incertitudes selon [De Rocquigny, 2006]	81
Figure 2-14. Exemple de distributions de probabilités pour la caractérisation de températures	82
Figure 2-15. Modélisation par une p-box d'une température mal connue	83
Figure 2-16. Distributions de possibilités correspondant à une quantification par avis d'expert.....	83
Figure 2-17. Comparaison des résultats à un seuil.....	87
Figure 2-18. Proposition de processus de décision en présence d'incertain	88
Figure 2-19. Importance du choix du cadre pour l'appréciation des risques	89

Figure 2-20. Exemple de quantification par avis d'experts	90
Figure 2-21. Liens entre la DST et d'autres cadres de modélisation de l'incertain.....	92
Figure 2-22. Utilisation de la théorie de l'évidence et des RFC pour l'appréciation des risques	96
Figure 2-23. Processus de réduction des biais selon [Booker et Meyer, 1993]	97
Figure 3-1. Processus de construction du questionnaire	104
Figure 3-2. Grille permettant l'analyse des questions.....	105
Figure 3-3. Analyse horizontale de la grille d'analyse des questions	106
Figure 3-4. Evaluation de la pertinence des questions	106
Figure 3-5. Analyse verticale de la grille d'analyse des questions.....	106
Figure 3-6. Evaluation de la quantité des questions	106
Figure 3-7. Questions pour la phase de préparation et les items associés (partie 1)	108
Figure 3-8. Questions pour la phase de préparation et les items associés (partie 2)	109
Figure 3-9. Analyse de la connaissance apportée par chaque question sur la phase de préparation	110
Figure 3-10. Analyse de la connaissance apportée pour chaque élément de la phase de préparation.....	111
Figure 3-11. Analyse de la connaissance apportée par l'ensemble des questions	111
Figure 3-12. Interprétations en nombres flous de grille d'élicitation des facteurs d'influence	115
Figure 3-13. Exemple de distribution de possibilités sur un facteur d'influence	116
Figure 3-14. Processus de validation des expertises avant l'analyse de risques	120
Figure 3-15. Exemple de traduction d'un nœud-papillon en réseau évidentiel.....	122
Figure 3-16. Représentation évidentielle d'une barrière dans l'AiDR.....	122
Figure 3-17. Exemple de connexion entre une barrière et le nœud-papillon.....	123
Figure 3-18. Exemple de structure de modèle de risques évidentiel d'après [ARAMIS, 2004]	124
Figure 3-19. Exemple de RFC selon [Simon et al., 2008].....	126
Figure 3-20. Définition d'une variable aléatoire par une distribution de possibilités.....	131
Figure 3-21. Approximations inférieure et supérieure d'une distribution de possibilités.....	132
Figure 3-22. Quantification de l'occurrence d'une hypothèse H_k^X par une distribution de possibilités.....	132
Figure 3-23. Exemple d'utilisation de règles logiques dans les TMC de l'AiDR	136
Figure 3-24. Exemple de cartographie imprécise	147
Figure 3-25. Exemples de cartographies imprécises avec criticités disjointes et non disjointes	147
Figure 3-26. Identification des contributeurs à l'incertain épistémique sur une variable d'intérêt	149
Figure 3-27. Processus pour la prise de décision en présence d'incertain	153
Figure 3-28. Processus pour la hiérarchisation en présence d'incertain	153

Titre : Contribution à la modélisation et au traitement de l'incertain dans les analyses de risques multidisciplinaires de systèmes industrielles – Application à la Source Froide d'une unité de production d'énergie

Mots-clés : systèmes sociotechniques, avis d'experts, incertitudes, théorie de l'évidence, prise de décision

Résumé : Face à la complexité croissante des systèmes industriels, il est aujourd'hui primordial de démontrer que l'ensemble des risques est maîtrisé. En ce sens, différentes approches ont été développées ces dernières années afin de proposer une vision globale des risques techniques, humains, organisationnels et environnementaux. Parmi elles, celle développée depuis plusieurs années par EDF et intitulée AidR (Analyse intégrée Des Risques) apparaît comme une solution intéressante en proposant un modèle unifié à la fois multidisciplinaire, générique et outillé.

Cependant, ces approches disposent aujourd'hui d'un potentiel d'amélioration en termes de modélisation et de traitement des connaissances (issues principalement du retour d'expérience statistique et des avis d'expert). En effet, ces connaissances sont bien souvent entachées d'incertain qui influe sur l'ensemble du processus d'appréciation des risques et donc sur la pertinence des résultats issus de ces études. Si l'incertain dû au caractère aléatoire des phénomènes physiques est généralement bien appréhendé grâce à la théorie des probabilités, l'incertain dû à l'imperfection des connaissances (incertitude épistémique) l'est beaucoup moins.

L'un des enjeux majeurs actuels est donc de disposer d'une approche adaptée à la modélisation et au traitement conjoints des différents incertains afin de fournir des résultats les plus pertinents possibles aux décideurs. Pour satisfaire à cet objectif, la théorie de l'évidence constitue une alternative intéressante pour modéliser et traiter de façon plus cohérente et plus flexible les connaissances et leur incertain.

En s'appuyant sur cette théorie, nos travaux proposent trois contributions majeures pour la modélisation et le traitement de l'incertain. La première concerne la formalisation de l'élicitation des risques par avis d'experts en proposant différents outils pour une collecte flexible et plus complète de ces derniers (*identification des risques*). La seconde contribution aboutit à un modèle de risques évidentiel permettant de représenter de façon cohérente les différentes expressions des connaissances et d'apprécier les différents risques (*analyse des risques*). Enfin, la dernière contribution porte sur la proposition de supports à la prise de décision en univers incertain (*évaluation des risques*). Ces supports concernent à la fois la représentation des résultats et des éléments pour l'identification des contributeurs à l'incertain et à sa réduction.

L'application de ces contributions sur un cas réel de l'industriel EDF permet ensuite de mettre en évidence leur faisabilité ainsi que leurs apports au regard d'approches plus conventionnelles. Elle nous permet également de dégager de nouvelles perspectives de recherche pour le développement de cette méthodologie.

Title: Contribution to uncertainties modeling and processing within multidisciplinary risks analyses of industrial systems – Application to the Heat Sink system of an energy power plant

Keywords: sociotechnical systems, expert judgments, uncertainties, evidence theory, decision making

Abstract: Due to the increasing complexity of industrial systems, it is necessary to demonstrate that all the risks are under control. In relation to this context, some approaches were developed to provide more integrated risk analysis covering globally technical, human, organizational and environmental risks. One of these approaches, developed from several years ago by EDF and called "Integrated Risks Analysis" (IRA) seems to be a relevant solution by proposing multidisciplinary, generic and unified model.

However, these approaches should be improved with regards to modeling and processing of knowledge (mainly provided by statistical experience feedback and expert judgments). Indeed, this knowledge contains different types of uncertainty that influence the relevance of the results provided by these studies. If the probabilistic framework is well adapted to deal with the uncertainties due to the natural variability of a physical phenomenon, it will be better to choose another framework to deal with the uncertainties due to the lack or imperfection of knowledge (epistemic uncertainties).

One of the main issues is to develop an approach adapted to the modeling and to the treatment of the different types of uncertainty to provide the most relevant results to the decision-makers. To satisfy this objective, the evidence theory is an interesting framework to provide more coherent and more flexible modeling and treatment of knowledge and uncertainties.

Based on this theory, our works propose three main contributions for the modeling and the treatment of the uncertainty in risks analysis. The first one concerns the formalization of the risks quantification by expert judgments by proposing various tools for a more complete and flexible assessment (*risks quantification*). The second contribution provides an evidential risks model allowing to represent the different knowledge expressions a more coherent way and to estimate all the risks (*risks analysis*). Finally, in the last contribution, some tools are proposed for decision-making in uncertain environment (risk assessment).

The implementation of these contributions on a real industrial application highlights their feasibility as well as their contributions with regard to more conventional approaches. It also allows us to identify new prospects development for the IRA approach.