



Université
de Toulouse

THÈSE

En vue de l'obtention du
DOCTORAT DE L'UNIVERSITÉ DE TOULOUSE

Délivré par :
Institut National Polytechnique de Toulouse (INP Toulouse)

Discipline ou spécialité :
Systèmes Industriels

Présentée et soutenue par :
Éric VILLENEUVE

le : 31 mai 2012

Titre :

Hybridation des retours d'expérience statistique et cognitif pour l'évaluation
des risques : Application à la déconstruction des aéronefs

Ecole doctorale :
Systèmes (EDSYS)

Unité de recherche :
Laboratoire Génie de Production - École Nationale d'Ingénieurs de Tarbes (LGP-ENIT)

Directeur(s) de Thèse :
François PERES, Professeur des Universités, ENI de Tarbes
Laurent GENESTE, Professeur des Universités, ENI de Tarbes

Rapporteurs :
Benoît IUNG, Professeur des Universités, Université Henri Poincaré Nancy I
Christophe BERENGUER, Professeur des Universités, INP de Grenoble

Membre(s) du jury :
Etienne CRAYE, Professeur des Universités, EC de Lille - Examineur (Président du Jury)
Emmanuel RAMASSO, Maître de Conférences, ENSMM de Besançon - Examineur
Cédric BELER, Maître de Conférences, ENI de Tarbes - Examineur
Sébastien ROLET, Responsable du projet DIAGNOSTAT, EADS IW - Invité

Avant-propos

*Si le savoir peut créer des problèmes, ce n'est pas l'ignorance qui les résoudra.
(Isaac Asimov - L'Univers de la Science, 1986)*

La préparation d'un doctorat est souvent perçue par les personnes étrangères au milieu de la recherche scientifique comme un travail réalisé en solitaire au fin fond d'un laboratoire. Selon moi, cette vision n'est pas représentative de la réalité d'une thèse qui, bien que laissant une grande place à l'autonomie, regroupe un ensemble d'acteurs autour du doctorant pour lui permettre de faire aboutir ce projet. C'est pourquoi, je souhaite profiter de ces quelques lignes pour exprimer ma gratitude à toutes les personnes qui, de près ou de loin, ont contribué à l'aboutissement de ces trois ans (et quelques mois) de travail.

Pour débiter cette (longue) liste de remerciements, je souhaite commencer par mes deux directeurs de thèse, M. Laurent GENESTE et M. François PERES, tous deux Professeurs des Universités à l'École Nationale d'Ingénieurs de Tarbes (ENIT), qui m'ont accompagné depuis le début de ce projet. Leur disponibilité, leurs encouragements et leurs conseils toujours avisés ont permis à cette thèse de se dérouler de la meilleure des manières. J'associe également à ces remerciements M. Cédric BELER, Maître de Conférences à l'ENIT, qui a intégré notre projet un peu plus tard en amenant dans ses bagages une compétence technique et une curiosité débridée qui ont donné un véritable coup d'accélérateur à nos travaux. Il a de plus été un compagnon de bureau sympathique contribuant grandement à garantir une ambiance agréable et animée dans notre espace de travail malgré sa propagande à peine voilée pour certains produits à la mode marqués de la célèbre mais quelque peu envahissante pomme. L'émulation intellectuelle et la bonne humeur permanente qui ont caractérisé cette équipe depuis le début de cette aventure, ont rendu cette expérience très enrichissante tant sur le plan professionnel que personnel.

Je remercie également toutes les personnes qui ont accepté d'évaluer mes travaux en participant au jury de soutenance de ma thèse : M. Benoît IUNG, Professeur des Universités à l'Université Henri Poincaré de Nancy, et M. Christophe BERENGUER, Professeur des Universités à l'Institut National Polytechnique de Grenoble, qui m'ont fait l'honneur d'accepter

la charge de rapporteurs de mon mémoire de thèse ainsi que M. Étienne CRAYE, Professeur des Universités à l'École Centrale de Lille, qui a accepté de présider ce jury. J'associe à ces remerciements M. Emmanuel RAMASSO, Maître de Conférence à l'École Nationale Supérieure de Mécanique et des Microtechniques de Besançon, pour avoir accepté de participer à ce jury en tant qu'examinateur ainsi que pour l'aide précieuse qu'il m'a fournie sur certains points très techniques. Enfin, je remercie M. Sébastien ROLET, Responsable du projet DIAGNOSTAT pour l'entreprise EADS Innovation Works, pour avoir accepté notre invitation à participer au jury.

J'adresse aussi mes remerciements à MM. Daniel NOYES et Jean-Yves FOURQUET, Directeurs successifs du Laboratoire Génie de Production (LGP) de l'ENIT, et MM. Jacques-Alain PETIT et Talal MASRI, Directeurs successifs de l'ENIT, pour m'avoir accueilli dans leurs locaux ainsi que tous les membres du LGP et de l'ENIT qui ont toujours été accueillants et ont activement contribué à rendre mon expérience de recherche agréable et enrichissante. Je remercie également les membres du Centre de Ressources et de Compétences « Ingénierie de la Décision et de la Communication pour les Entreprises » (CRC-IDCE) de l'ENIT, et en particulier Éric REUBREZ, Ingénieur informatique au CRC-IDCE, pour l'aide technique qui a été décisive dans l'obtention des résultats définitifs de ma thèse.

J'ai une pensée particulière pour tous les doctorants du laboratoire avec qui j'ai pu partager mes galères et succès, trouvant toujours une oreille compréhensive, ainsi que quelques soirées et autres grands moments de défoulement sportif. Donc merci à Andrei, Laurence, Julie, Malik, Benjamin, Arnaud, Vincent, Mickaël, Marina, les deux Adrien, Hassen, Guralp, Romain, Damien, Juan-Diego, Floran, Paula, Yasmina, Daouda, ... plus tous ceux que j'ai oublié ainsi que Nassim et Jiucheng qui nous ont quittés trop tôt.

Pour faire la transition entre le professionnel et le personnel, comment ne pas saisir l'occasion de remercier, Romain et Christian, deux doctorants supplémentaires mais surtout deux amis avec qui nous avons partagé LA colocation qui a vu aboutir deux doctorats et bien fait avancé le troisième. À ces deux acolytes, il faut également ajouter Damien, Pierrot, Rémi, Johan ainsi que les énisard (Tayfer, Mauka, St Drôme, Flash, 6-Pao, ceux qui cherchent à tutoyer le Soleil, les F41 (et assimilés) et tous les autres que je ne peux pas citer ici par manque de place et par peur d'un oubli) qui m'accompagnent depuis longtemps déjà. Je les remercie tous pour les moments passés qui m'ont permis de me changer les idées pour revenir à mes recherches (presque) toujours plus fort.

Pour finir, l'adage dit qu'on ne choisit pas sa famille mais si j'avais pu choisir, je ne changerais rien. Comme mes proches le savent car je le leur répète suffisamment souvent, je pense que notre famille est une chance et rien n'aurait été possible sans elle. Je remercie donc pêle-mêle France, Arsène, Serge et Mado, Thierry, les Manou (le petit et le grand), Paule, Quechua, MaÿAnne et Pierrot, Sam, Zou, Quentin, Anouck, Marion, Paul et bien sûr Lucas sans oublier l'essentiel, mes frères, Nicolas et Armand, et mes parents, Véronique et Olivier. Mon seul souhait est que, malgré les distances, la famille reste toujours aussi proche et accueillante.

Le vrai génie réside dans l'aptitude à évaluer l'incertain, le hasardeux, les informations conflictuelles. (Winston Churchill)

Table des matières

Avant-propos	i
Table des matières	iii
Table des figures	vii
Liste des tableaux	xi
Introduction	1
I Risque et retour d'expérience	7
I.1 Risque	8
I.1.1 Notion de risque	8
I.1.2 Management des risques	12
I.1.3 Évaluation des risques	14
I.1.4 Synthèse	17
I.2 Gestion des connaissances et retour d'expérience	17
I.2.1 Généralités sur la gestion des connaissances	17
I.2.2 Retour d'expérience	19
I.2.3 Organisation des connaissances	23
I.2.4 Représentation des connaissances	26
I.3 Retour d'expérience et risques	29
I.3.1 Typologie croisée	29
I.3.2 Architecture du risque retenue	32
I.4 Synthèse et problématique de recherche	33
II Méthodes bayésiennes pour l'évaluation des risques : limites et alternatives	35
II.1 Modèle pour l'évaluation des risques	36
II.1.1 Réseaux bayésiens et diagrammes d'influence	36

II.1.2	Proposition d'un modèle d'évaluation des risques	41
II.2	Couplage des fonctions de croyance et des réseaux bayésiens	50
II.2.1	Les fonctions de croyance	50
II.2.2	État de l'art	63
II.2.3	Propositions visant à affiner la problématique	66
II.3	Conclusion	68
III	Proposition d'un modèle hybride pour l'évaluation des risques	71
III.1	Démarche	72
III.2	Formalisation de la connaissance	74
III.2.1	Connaissance experte	74
III.2.2	Connaissance statistique	82
III.3	Fusion des informations	85
III.3.1	Conflit entre les sources d'information	85
III.3.2	Choix de la règle de fusion	88
III.3.3	Normalisation des fonctions de croyance résultantes	93
III.4	Traitement de l'information et évaluation du risque	94
III.4.1	Réseaux évidentiels dirigés	94
III.4.2	Évaluation du risque	105
III.5	Restitution des résultats	107
III.5.1	Indicateur de risque	108
III.5.2	Indicateur d'incertitude sur la décision	108
III.5.3	Indicateur de conflit	111
III.6	Conclusion	113
IV	Application du modèle à un cas d'étude	115
IV.1	La déconstruction des avions et le projet DIAGNOSTAT	116
IV.1.1	La déconstruction des avions	116
IV.1.2	Projet DIAGNOSTAT : organisation des travaux de recherche	118
IV.2	Cas d'étude	120
IV.2.1	Description du fonctionnement de l'outil pour le projet DIAGNOSTAT	121
IV.2.2	Description du cas d'étude	122
IV.3	Modélisation du cas d'étude par les diagrammes d'influence	127
IV.3.1	Formalisation et fusion des connaissances	129
IV.3.2	Traitement du modèle	130
IV.3.3	Résultats obtenus	132
IV.4	Modélisation du cas d'étude par les approches optimistes et pessimistes	138
IV.4.1	Formalisation des connaissances	138
IV.4.2	Fusion des connaissances	140
IV.4.3	Traitement du modèle et résultats obtenus	143

IV.5 Modélisation du cas d'étude par les réseaux évidentiels dirigés	145
IV.5.1 Formalisation et fusion des connaissances	149
IV.5.2 Traitement du modèle	149
IV.5.3 Résultats obtenus	150
IV.5.4 Remarques générales sur l'outil	158
IV.5.5 Comportement de l'outil en fonction de la taille du problème	158
IV.6 Synthèse	162
Conclusion et perspectives	165
Bibliographie	171
Bibliographie de l'auteur	179

Table des figures

I.1	Caractérisation du risque d'après [Gouriveau, 2003].	11
I.2	Représentation des risques en cascade.	12
I.3	Le processus de management des risques [Gouriveau, 2003].	13
I.4	Arbre d'identification du risque selon [Gouriveau, 2003].	13
I.5	Politiques de maîtrise des risques d'après [Gouriveau, 2003].	14
I.6	Pyramide des risques d'accident du travail inspirée de [Bird, 1974].	15
I.7	Représentations 3D, 2D et 2D simplifiée d'un référentiel de risque.	16
I.8	Positionnement des différents types de risque dans un référentiel.	16
I.9	La capitalisation des connaissances selon [Grundstein, 2002].	18
I.10	Positionnement des différentes classes de retour d'expérience.	21
I.11	Distinction Données / Informations / Connaissances / Savoir-faire.	24
I.12	Positionnement de l'expérience par rapport aux autres notions.	25
I.13	Dynamique des connaissances d'après [Baumard, 1996].	26
I.14	Typologie des modes de raisonnement selon [Blanché, 1973].	28
I.15	Positionnement du retour d'expérience dans une pyramide des risques.	30
I.16	Les classes de retour d'expérience dans un référentiel de risques.	31
I.17	Architecture de représentation des risques.	32
II.1	Illustration du théorème de Bayes.	37
II.2	Exemple de modélisation par les réseaux bayésiens.	40
II.3	Illustration de l'inférence dans un réseau bayésien.	42
II.4	Exemple de modélisation d'un problème par les diagrammes d'influence.	43
II.5	Illustration de l'inférence dans un diagramme d'influence.	44
II.6	Modèle d'évaluation des risques.	45
II.7	Fonctionnement de l'étage probabiliste du modèle d'évaluation des risques.	47
II.8	Fonctionnement de l'étage décisionnel du modèle d'évaluation des risques.	48
II.9	Paradoxe du vin dans l'eau selon [Denoeux, 2011].	52

II.10	Le Paradoxe d’Ellsberg [Ellsberg, 1961].	53
II.11	Illustration de la théorie des possibilités [Rohmer, 2007].	54
II.12	Les niveaux du Modèle des Croyances Transférables [Denoeux, 2004].	56
II.13	Exemple de modélisation d’un problème avec le MCT.	57
II.14	Passerelles entre les différentes fonctions du MCT [Denoeux, 2004; Smets, 2002].	60
II.15	Exemple de réseau évidentiel selon [Trabelsi, 2007].	65
II.16	Processus de fusion des avis.	66
II.17	Approche utilisant la crédibilité ou la plausibilité.	67
II.18	Approche avec des valeurs multiples.	67
II.19	Approche utilisant les réseaux évidentiels dirigés.	68
III.1	Phases de la démarche.	73
III.2	Synoptique du fonctionnement de l’outil d’évaluation des risques.	73
III.3	Construction d’une fonction de croyance par élimination des hypothèses. . . .	77
III.4	Illustration du Principe du Minimum d’Information.	79
III.5	Exemple d’utilisation de la transformation pignistique inverse.	80
III.6	Exemple d’application de l’opération d’affaiblissement simple.	81
III.7	Illustration du principe d’extraction statistique.	83
III.8	Exemple de fonctionnement des fonctions de croyance prédictives.	86
III.9	La transformation pignistique inverse et les fonctions de croyance prédictives. .	87
III.10	Prise en compte de la fiabilité par les fonctions de croyance prédictives.	87
III.11	Comparaison des règles de fusion.	93
III.12	Le principe du conditionnement.	96
III.13	Raffinement de Ω en Θ d’après [Ramasso <i>et al.</i> , 2008].	96
III.14	Principe de fonctionnement de l’extension vide.	97
III.15	Le déconditionnement pour la fusion de distributions de masses conditionnelles.	99
III.16	Le Théorème de Bayes Généralisé (partie 1/2)	102
III.17	Le Théorème de Bayes Généralisé (partie 2/2).	103
III.18	Réseau évidentiel dirigé représentant la relation causale entre deux variables. .	103
III.19	Évaluation du risque en utilisant la transformation pignistique.	106
III.20	Évaluation du risque avec les distributions de crédibilités et de plausibilités. . .	107
III.21	Référentiels de risque.	109
III.22	Indicateur représentant la mesure de l’incertitude.	111
III.23	Indicateur de conflit.	113
IV.1	Présentation commerciale du processus de déconstruction par [Tarmac Aero- save, 2009].	117
IV.2	La déconstruction des avions.	117
IV.3	Processus de déconstruction simplifié.	118
IV.4	Modèle du processus de résolution de problème en phase d’inspection.	119

IV.5	Mécanisme général de l'outil proposé.	121
IV.6	Fonctionnement de l'outil pendant la déconstruction.	122
IV.7	Fonctionnement de l'outil en conception ou en maintenance.	123
IV.8	Vue graphique du cas d'étude.	124
IV.9	Avis de l'expert.	128
IV.10	Processus de traitement du modèle avec un diagramme d'influence.	131
IV.11	Légende concernant la représentation des différents types de nœuds.	132
IV.12	Résultats du traitement initial par les diagrammes d'influence.	133
IV.13	Résultats du traitement par les diagrammes d'influence après l'ajout des connaissances initiales du scénario « Déconstruction ».	135
IV.14	Résultats du traitement par les diagrammes d'influence après l'ajout des connaissances additionnelles du scénario « Déconstruction ».	136
IV.15	Résultats du traitement par les diagrammes d'influence après l'ajout des connaissances du scénario « Maintenance ».	137
IV.16	Transformation de l'avis d'expert en fonctions de croyance.	139
IV.17	Transformation de l'avis statistique en fonctions de croyance.	141
IV.18	Construction des probabilités pour les approches pessimistes et optimistes. . .	142
IV.19	Résultats du traitement initial par les méthodes optimistes et pessimistes. . . .	144
IV.20	Résultats du traitement par les méthodes optimistes et pessimistes après l'ajout des connaissances initiales du scénario « Déconstruction ».	146
IV.21	Résultats du traitement par les méthodes optimistes et pessimistes après l'ajout des connaissances additionnelles du scénario « Déconstruction ».	147
IV.22	Résultats du traitement par les méthodes optimistes et pessimistes après l'ajout des connaissances du scénario « Maintenance ».	148
IV.23	Processus de traitement du modèle avec un réseau évidentiel dirigé.	150
IV.24	Inférence dans un réseau évidentiel dirigé : Propagation « Avant ».	151
IV.25	Inférence dans un réseau évidentiel dirigé : propagation « Arrière ».	152
IV.26	Légende concernant la représentation des différents types de nœuds.	154
IV.27	Résultats du traitement initial par les réseaux évidentiels dirigés.	155
IV.28	Résultats du traitement par les réseaux évidentiels dirigés après l'ajout des connaissances initiales du scénario « Déconstruction ».	156
IV.29	Résultats du traitement par les réseaux évidentiels dirigés après l'ajout des connaissances additionnelles du scénario « Déconstruction ».	157
IV.30	Résultats du traitement par les réseaux évidentiels dirigés après l'ajout des connaissances du scénario « Maintenance ».	159
IV.31	Évolution du temps de calcul du réseau associé au cas d'étude en fonction du nombre d'états possibles pour les variables.	160
IV.32	Réseaux évidentiels dirigés avec un nombre variable de parents.	162
IV.33	Évolution du temps de calcul en fonction du nombre de parents.	162
IV.34	Évolution du temps de calcul en fonction du nombre d'états.	163

Liste des tableaux

II.1	Table de probabilités a priori.	39
II.2	Table de probabilités conditionnelles.	39
II.3	Typologie des différentes distributions de masses de croyance [Vannoorenberghe et Smets, 2005].	58
II.4	Transformations applicables à une distribution de masses de croyance.	60
II.5	Passage au niveau décisionnel d'une distribution de masses.	61
II.6	Les réseaux bayésiens et les réseaux de valuations [Yaghlane <i>et al.</i> , 2004].	64
III.1	Contexte d'utilisation des différentes règles de combinaison.	92
III.2	Exemple d'échelle de catégorisation du risque.	108
III.3	Exemple d'une politique de maîtrise des risques selon les catégories de risque.	110
III.4	Échelle de catégorisation de l'incertitude et politique décisionnelle associée.	112
IV.1	Tableau descriptif des événements relatifs au cas d'étude.	125
IV.2	Contenu de la base de données.	127
IV.3	Calcul des probabilités des différents états de C11.	129
IV.4	Calcul des probabilités conditionnelles pour les différents états de P11.	130
IV.5	Calcul des probabilités conditionnelles pour les différents états de D21.	130
IV.6	Fusion des avis probabilistes pour P11.	130
IV.7	Affaiblissement sur la distribution de masses de croyance de l'événement C11.	139
IV.8	Fusion des connaissances expertes et statistiques pour l'événement C11.	140
IV.9	Normalisation de la distribution de masse de croyance associée à C11.	142
IV.10	Construction de la distribution de probabilités pessimiste pour l'événement P11.	143
IV.11	Valeur de l'indicateur de conflit pour chaque variable du problème.	153
IV.12	Temps de calcul (en secondes) du réseau associé au cas d'étude en fonction du nombre d'états possibles pour les variables.	160
IV.13	Temps de calcul (en secondes) en fonction du nombre de parents et du nombre d'état possibles.	161

Introduction

La déconstruction des avions en fin de vie connaît aujourd'hui un développement très important pour plusieurs raisons. Tout d'abord, le vieillissement du parc aéronautique entraîne une augmentation notable du nombre d'avions arrivant en fin de vie (près de 200 avions ont été retirés du marché mondial en 2006 et le nombre potentiel d'avions atteints par la limite d'âge est de l'ordre de 6500 sur la période 2006 - 2013). De plus, on constate une augmentation des avions dont l'exploitation est arrêtée pour des raisons économiques. En effet, lors des années 90, les compagnies aériennes américaines (et dans une moindre mesure européennes) n'arrivant plus à faire face au trop important trafic de voyageurs ont commandé de très nombreux appareils supplémentaires. La situation économique ayant changé, en particulier depuis les attentats du 11 septembre 2001 et la récente crise économique mondiale, ces compagnies ont dû affronter une baisse brutale du trafic et se sont retrouvées avec de nombreux appareils devenus inutiles souvent abandonnés dans des décharges. Le plus grand cimetière d'avions civils et militaires au monde est situé à Tucson dans l'Arizona (USA) où le nombre d'avions stockés depuis la fin de la seconde guerre mondiale est estimé à 4000 unités toutes catégories confondues (chasseurs, bombardiers mais aussi avions de ligne). L'organisation des filières de déconstruction des avions doit permettre d'éviter la situation observée aux États-Unis où de très importantes casses d'avions non recyclés ont vu le jour ces dernières années.

En outre, des changements récents dans la réglementation accroissent sensiblement la responsabilité des avionneurs en ce qui concerne la gestion de la fin de vie de leurs appareils. En effet, contrairement à la législation américaine qui autorise leur mise en dépôt dans des casses, la réglementation européenne oblige les constructeurs et compagnies aériennes à recycler leurs avions. De plus, la réglementation européenne concernant les Véhicules Hors d'Usage (VHU), qui s'applique pour le moment aux véhicules terrestres (voitures, camion, ...), devient de plus en plus contraignante et pourrait bientôt être étendue à tous les véhicules tels que les avions et les navires. La directive 2000/53/CE est au centre de cette législation concernant les VHU et a connu plusieurs révisions ces dernières années qui ont élargi son périmètre d'action et renforcé les obligations des constructeurs relatives à la gestion de la fin de vie de leurs produits. Étant donnée la complexité de mise en œuvre du recyclage d'un avion, les principaux acteurs de l'aéronautique en Europe ont donc entrepris, depuis quelques années, des actions visant à préparer l'arrivée de cette nouvelle réglementation. Par exemple, le projet PAMELA (Process for Advanced Management of End of Life of Aircraft), soutenu par le programme européen pour l'environnement LIFE-ENVIRONNEMENT, a démontré que 85% de la masse d'un aéronef

pouvait être recyclée industriellement [PAMELA, 2008].

Enfin, les problématiques environnementales actuelles poussent les constructeurs d'aéronefs, comme beaucoup d'autres industriels, à intégrer la dimension écologique dans leurs stratégies industrielles. Les avionneurs doivent aujourd'hui mettre en valeur leurs actions en faveur de l'environnement pour améliorer leur image auprès du grand public. Des processus de recyclage des matériaux mais aussi des pièces critiques (aussi appelé recyclage fonctionnel) telles que les moteurs ou les trains d'atterrissage ont donc été engagés. Outre l'intérêt environnemental, cette démarche de recyclage, notamment le recyclage fonctionnel, présente un intérêt économique important. Ce marché est particulièrement sensible car il permet de faire face au problème d'obsolescence des pièces de rechange de certains appareils anciens qui ne sont plus fabriqués du fait de la fermeture des chaînes de production. De plus, la mise sur le marché de pièces de rechange d'origine douteuse, soit parce que les documents d'accompagnement sont falsifiés, soit parce que le marquage initial est endommagé ou illisible, est devenu un problème récurrent pour les acheteurs de pièces de seconde main. La pénurie de pièces de rechange fiables va donc constituer un problème d'ampleur qui doit être anticipé dès maintenant.

Pour résumer, l'activité industrielle de déconstruction des avions a donc pour objectif de produire :

- des matériaux qui pourront être recyclés,
- des pièces (en particulier les pièces amovibles) qui pourront être réutilisées comme pièces de rechange,
- des connaissances sur l'état de l'avion (en particulier sur les zones critiques) qui pourront être utilisées pour de futurs développements ou pour la maintenance des autres appareils.

Le projet DIAGNOSTAT (DIAGNOstic STATistique), qui sert de cadre à nos travaux, concerne ces deux derniers aspects de la déconstruction d'un avion qui sont, d'une part, la récupération et la certification de pièces pour les réutiliser en tant que pièces de rechange et, d'autre part, la collecte de connaissances sur l'état de l'appareil pour améliorer la conception et la maintenance des avions. Le dernier aspect de la déconstruction, relatif au recyclage des matériaux, a déjà fait l'objet d'investigations au cours de ces dernières années notamment dans le projet PAMELA.

Ce projet, labellisé par le pôle Aérospace Valley, est financé par le Fond Unique Interministériel (FUI) qui soutient des projets de recherche appliquée. Il regroupe des industriels majeurs du domaine de l'aéronautique et de l'espace (AIRBUS France, EADS IW, TARMAC Aerosave et NDT Expert) et sept partenaires académiques en Midi Pyrénées, Aquitaine, Île de France et Poitou-Charentes. Il s'articule autour des deux axes précédemment énoncés, à savoir la récupération de pièces de rechange et la production de connaissance sur les zones critiques d'un avion.

Le premier axe du projet concerne le marché des pièces de rechange de seconde main obtenues à partir du démantèlement des avions. Le projet DIAGNOSTAT propose un protocole sécurisé applicable à ces pièces. Il vise à évaluer par un diagnostic précoce l'état des pièces déconstruites afin d'éliminer les risques inhérents à la réinjection dans des aéronefs des pièces remises en conditions opérationnelles de fonctionnement et de faciliter la certification de ces pièces garantissant à son nouveau propriétaire une fiabilité et une durée de vie acceptables. Ce diagnostic est réalisé grâce au développement de nouveaux outils permettant, via des techniques de contrôle non destructif (de type ultrasons ou courants de Foucault par exemple), de statuer sur l'intégrité des pièces analysées par une description et une quantification de leur niveau

d'endommagement.

Le second axe du projet DIAGNOSTAT repose sur ces outils de diagnostic pour caractériser le niveau d'endommagement de certaines zones de l'avion considérées comme critiques de par leur rôle dans le fonctionnement de l'aéronef, leur grande dimension et leur géométrie complexe. Ce deuxième axe de réflexion vise à construire une connaissance statistique sur l'état de ces zones critiques. La constitution de cette base de données et son exploitation à des fins de dénombrement est importante car la diversité des paramètres soumis à variation intervenant dans le cycle de vie d'un avion (profil d'emploi, conditions climatiques rencontrées, qualité des interventions de maintenance, ...) rend difficile le pronostic sur la durabilité et l'espérance de vie des structures situées dans ces zones. Le retour d'expérience mis en place est utile en phase de conception mais aussi de maintenance. Durant la conception, il permet l'amélioration structurelle de la robustesse des composants ou la mise en place de redondances mais aussi l'identification des paramètres environnementaux majeurs intervenant dans le vieillissement afin d'en tenir compte lors de l'intégration de nouveaux matériaux. En phase de maintenance, il est utilisé pour l'aide à la décision relative à la réparation, au remplacement ou au statu quo concernant certains composants d'usure situés dans ces zones critiques.

Il est intéressant de remarquer également qu'outre ces deux axes majeurs et structurants du projet DIAGNOSTAT, un autre axe d'intérêt est induit par les développements réalisés. Il concerne la validation des méthodes et protocoles d'inspections sur pièces en fin de vie. Le succès de ce projet est en outre facilité par l'implantation sur le site de Tarbes d'une structure de déconstruction des avions en fin de vie qui permet, d'une part, de disposer de ressources « grandeur nature » pour la conduite des travaux de recherche et l'élaboration de connaissances représentatives et, d'autre part, de mieux valoriser ce site de démantèlement. De plus, la participation de l'avionneur AIRBUS facilite l'accès à l'information relative aux avions au moyen des données fournies par le constructeur.

Ce projet a donc des visées multidisciplinaires nécessitant une collaboration entre universités et entreprises dans les domaines variés tels que la science des matériaux, les contrôles non destructifs, l'instrumentation par réseaux de capteurs, et la capitalisation et l'exploitation des retours d'expérience. Cette collaboration entre partenaires académiques et industriels offre la possibilité d'identifier les meilleurs procédés pour l'évaluation des propriétés des matériaux sur structures, pour l'instrumentation des contrôles et pour la constitution d'une base de connaissances opérationnelle.

Le projet DIAGNOSTAT s'organise en cinq lots de travail permettant de structurer l'ensemble des problématiques de recherche associées aux objectifs de ce projet en regroupant les partenaires industriels et académiques par centres d'intérêts.

- Le lot « Coordination » est propre au porteur du projet. Il doit permettre le bon déroulement des activités du projet.
- Le lot « Contexte industriel et valorisation » a pour objectif de créer des dossiers d'industrialisation pour les méthodes adaptées/développées. Il vise à fournir, à partir des solutions identifiées dans les autres lots, des systèmes totalement industrialisés pour chacune de ces solutions.
- Le lot « Données constructeur » a pour objectif de fournir aux partenaires du projet les données techniques et industrielles d'entrée correspondant aux pièces et ensembles « avions » étudiés dans ce projet ainsi que le contexte et contraintes de la gestion des connaissances.
- Le lot « Méthodes de diagnostic » est divisé en quatre tâches :

- la première tâche est dédiée à l'étude des matériaux composites à fibres de carbone (caractérisation du vieillissement et des différents défauts),
 - la seconde tâche de ce lot est dédiée à l'étude des matériaux métalliques (caractérisation du vieillissement et des différents défauts),
 - la troisième tâche de ce lot est dédiée au pré-diagnostic par réseau de capteurs pour le contrôle non-destructif (étude de la faisabilité et validation expérimentale),
 - la dernière tâche de ce lot est dédiée au développement d'outils de caractérisation des défauts (caractérisation automatique des défauts et la reconstruction virtuelle du défaut).
- Le lot « Capitalisation du savoir » a pour ambition d'une part de mettre en place la structure du système d'information nécessaire pour gérer les connaissances utiles aux activités d'inspection des aéronefs dans le cadre de la phase de déconstruction et d'autre part d'analyser puis de capitaliser les données recueillies lors de l'intervention ou générées par l'analyse. Cette démarche s'apparente donc à la mise en place d'un processus de retour d'expérience. Les travaux développés dans ce lot ont pour objectif, à partir du système d'information et des données capitalisées, de fournir une aide à la décision destinée à la conduite de la déconstruction, à la maintenance et à la conception. Ce lot de travail ayant servi de cadre au développement de nos travaux est décrit plus en détail dans le chapitre IV de ce document qui correspond à l'application de nos propositions au domaine de la déconstruction des avions.

Le principal verrou scientifique identifié à ce stade réside dans le fait que les données sont en nombre insuffisant pour fournir des statistiques pertinentes. En effet, l'activité industrielle de déconstruction des avions en est à ses débuts et les cadences de déconstruction sont encore faibles (à titre d'exemple, la plateforme de déconstruction située à Tarbes est dimensionnée pour pouvoir traiter entre 10 et 15 avions par an). Il va donc s'écouler encore plusieurs années avant de pouvoir disposer de suffisamment de données pour pouvoir les exploiter en termes statistiques, d'autant plus que l'activité ne se concentre pas uniquement sur un modèle d'avion mais sur plusieurs modèles de marques différentes multipliant ainsi le temps nécessaire à l'obtention de statistiques pertinentes concernant un modèle particulier.

Par conséquent, nous proposons de capitaliser la connaissance d'experts du domaine pour pallier le manque de données et obtenir des connaissances utilisables rapidement. Il convient donc de mettre en œuvre des mécanismes de couplage entre la connaissance experte et la connaissance statistique disponible pour fournir une aide à la décision adaptée au contexte.

En ce qui concerne la forme de l'aide à la décision que nous souhaitons mettre en œuvre, nous avons choisi d'utiliser une approche orientée vers l'évaluation du risque. Contrairement aux approches financières qui visent à aider le décideur en lui fournissant des informations principalement basées sur le coût des alternatives à sa disposition, le risque permet d'offrir un éventail plus large de modélisations possibles. En effet, le risque permet de modéliser beaucoup de phénomènes divers tels que, par exemple, les aspects financiers, la sécurité (des biens ou des personnes) mais aussi l'environnement ou la santé. Une démarche d'aide à la décision basée sur les risques a donc pour objectif l'évaluation du niveau de risque des différentes alternatives de la décision pour fournir au décideur des informations utiles à son choix.

Pour résumer, les travaux de recherche présentés dans ce document visent à évaluer les risques pour aider à la décision lors de la déconstruction des avions en fin de vie à partir de connaissances statistiques et expertes.

Nous allons, dans ce mémoire, présenter le résultat de nos travaux destinés à répondre aux objectifs que nous venons d'énoncer. Ce mémoire est structuré en quatre chapitres.

Dans le premier chapitre, intitulé « **Risque et retour d'expérience** », nous nous attachons à présenter le contexte général de cette étude. Nous définissons tout d'abord le concept de risque et posons les bases utiles pour comprendre les mécanismes permettant d'évaluer et de gérer les risques. Nous introduisons par la suite la notion de gestion des connaissances, à savoir l'ensemble de méthodes destinées à capitaliser, gérer et utiliser les connaissances dans une organisation (industrielle ou non). Nous nous intéressons en particulier à une de ces méthodes, le processus de retour d'expérience qui consiste à réutiliser les expériences passées pour améliorer les actions futures. Pour finir, nous abordons la relation entre l'évaluation des risques et le processus de retour d'expérience qui sont liés par des objectifs complémentaires.

Dans le second chapitre, intitulé « **Méthodes bayésiennes pour l'évaluation des risques : limites et alternatives** », nous développons une première approche destinée à l'évaluation des risques. Cette approche est basée sur les diagrammes d'influence, extension des réseaux bayésiens. Ces deux formalismes d'aide à la décision sont donc présentés pour introduire le modèle d'évaluation des risques que nous proposons. Cependant, nous avons été confrontés aux limites des formalismes initialement choisis, notamment en ce qui concerne la représentation de l'incertitude épistémique (qui caractérise l'imprécision et l'incomplétude des données issue de l'expertise). Pour contourner ces difficultés, nous avons décidé d'utiliser le formalisme des fonctions de croyance, qui permet de généraliser la théorie des probabilités à la base des méthodes bayésiennes, et de coupler leur utilisation avec le formalisme des réseaux bayésiens. Pour finir, nous proposons trois approches pour mettre en œuvre ce couplage.

Le troisième chapitre, intitulé « **Proposition d'un modèle hybride pour l'évaluation des risques** », s'articule autour de la proposition d'une démarche permettant l'hybridation des retours d'expérience statistique et cognitif pour l'évaluation des risques. Cette démarche se base, entre autres, sur les réseaux évidentiels dirigés qui permettent le couplage des fonctions de croyance et des réseaux bayésiens. Après une description générale de ce formalisme, nous présentons en détail les quatre phases qui le composent. La première phase de cette démarche consiste à formaliser les connaissances en utilisant les fonctions de croyance. La seconde phase a pour objectif la fusion des connaissances issues des différentes sources d'informations (statistiques et expertes). La troisième phase vise à traiter les connaissances fusionnées au moyen des réseaux évidentiels dirigés pour fournir une évaluation. La quatrième et dernière phase consiste à construire des indicateurs permettant de restituer les résultats au décideur sous une forme compréhensible pour lui. Pour chacune de ces phases, nous détaillons les différents mécanismes permettant d'atteindre les objectifs fixés.

Dans le quatrième chapitre, intitulé « **Application du modèle à un cas d'étude** », nous détaillons l'application de la démarche présentée dans le chapitre III à un cas d'étude illustrant son utilisation dans le domaine de la déconstruction des avions. En introduction de ce chapitre, nous détaillons le cadre de nos travaux de recherche, à savoir le lot « Capitalisation du savoir » du projet DIAGNOSTAT. Par la suite, nous décrivons le fonctionnement de l'outil de gestion des connaissances qui doit être conçu dans le cadre de ce projet et nous introduisons le cas d'étude qui a été construit pour illustrer la démarche proposée dans le chapitre précédent. Nous présentons également deux scénarios d'utilisation du modèle avec ce cas d'étude, le

premier appliqué à la déconstruction et le second à la maintenance. Par la suite, nous appliquons la démarche au cas d'étude avec les deux scénarios et nous comparons les résultats de trois modélisations. La première modélisation utilise les réseaux bayésiens qui s'appuient sur la théorie des probabilités. La seconde modélisation se base sur les réseaux évidentiels dirigés issus de la théorie des fonctions de croyance. La dernière modélisation repose sur une hybridation des fonctions de croyance (pour la formalisation et la fusion des connaissances) et des réseaux bayésiens (pour le traitement des connaissances fusionnées et la restitution des résultats).

Chapitre I

Risque et retour d'expérience

I.1	Risque	8
I.1.1	Notion de risque	8
I.1.2	Management des risques	12
I.1.3	Évaluation des risques	14
I.1.4	Synthèse	17
I.2	Gestion des connaissances et retour d'expérience	17
I.2.1	Généralités sur la gestion des connaissances	17
I.2.2	Retour d'expérience	19
I.2.3	Organisation des connaissances	23
I.2.4	Représentation des connaissances	26
I.3	Retour d'expérience et risques	29
I.3.1	Typologie croisée	29
I.3.2	Architecture du risque retenue	32
I.4	Synthèse et problématique de recherche	33

Le risque est un concept commun et connu de tous. Il revêt cependant un nombre de formes important selon le domaine d'application étudié. De plus, se prémunir d'un risque est une activité qui demande une bonne compréhension du phénomène et nécessite la mise en place de processus destinés à identifier, évaluer et maîtriser le risque. L'objectif de nos travaux étant de construire un modèle pour l'évaluation du risque, il convient de définir ce concept, de comprendre les mécanismes permettant de le mesurer et d'appréhender les différents processus permettant de gérer les risques pour faire en sorte que le modèle conçu s'intègre dans la politique de management des risques d'une entreprise.

Le retour d'expérience est un processus qui est plus méconnu. Cependant, cette démarche qui consiste à réutiliser les expériences passées, est utilisée au jour le jour par tous les êtres humains pour améliorer leurs conditions de travail ou de vie et éviter de répéter les erreurs passées. Le retour d'expérience est une méthode de gestion des connaissances qui nécessite, pour être

mise en œuvre, une bonne compréhension des notions liées à l'organisation des connaissances et l'utilisation d'un formalisme de représentation pour pouvoir capitaliser ces connaissances.

Le lien entre évaluation des risques et retour d'expérience est un phénomène assez intuitif. En effet, l'évaluation d'un risque a pour objectif de comparer un nouveau risque par rapport à des phénomènes déjà observés. C'est donc tout naturellement que le retour d'expérience s'intègre dans cette démarche pour fournir les connaissances nécessaires à l'évaluation d'un risque.

Dans ce chapitre, nous commencerons par définir le risque et les différentes notions qui lui sont associées. Nous nous attarderons sur le processus de management et en particulier la phase d'évaluation des risques. Dans un deuxième temps, nous introduirons le processus de retour d'expérience et les mécanismes de gestion des connaissances et nous développerons les différents concepts, en termes d'organisation et de représentation des connaissances nécessaires à l'implémentation d'un processus de gestion des connaissances et donc de retour d'expérience. Nous aborderons par la suite, le rapport entre l'évaluation des risques et le retour d'expérience qui sont deux concepts liés par des objectifs complémentaires. Pour finir, après une synthèse, nous présenterons la problématique qui a servi de fil conducteur à nos travaux de recherche en s'appuyant sur les notions précédemment définies.

I.1 Risque

Comme nous l'avons vu précédemment, l'objectif de ce travail est de développer un modèle destiné à l'évaluation des risques. Nous allons donc, dans un premier temps, définir cette notion de risque à partir d'une étude bibliographique avant de présenter la définition que nous avons retenue. Par la suite, nous présenterons les différentes typologies du risque et nous développerons les concepts associés au processus de management des risques en entreprise. Pour finir, nous aborderons, plus en détail, la phase d'évaluation des risques et notamment les outils permettant de réaliser cette évaluation.

I.1.1 Notion de risque

Le concept de risque est étudié depuis longtemps et la littérature en recense de très nombreuses définitions. Les différents auteurs qui ont tenté d'explicitier le risque, ont souvent conçu une définition s'accordant avec le domaine de leurs études. Les notions importantes pour caractériser le risque sont celles d'événement, de cause, de conséquence, de probabilité d'occurrence, de gravité (ou impact), de perte (ou coût), de danger et d'incertitude. La plupart des définitions utilise une ou plusieurs de ces notions pour caractériser le risque.

Nous avons utilisé le travail bibliographique très complet présenté dans [Sienou, 2009] comme référence pour notre propre travail de définition du risque. Les différents travaux de définition introduisent le risque comme un concept ayant plusieurs facettes. Chaque définition met l'accent sur une dimension particulière du risque mais prend parfois en compte des aspects provenant d'autres points de vue. Selon [Sienou, 2009], il est possible de distinguer quatre facettes du risque regroupant chacune plusieurs définitions. Les quatre facettes identifiées permettent de percevoir le risque comme un événement, une mesure, une incertitude ou un état. Nous présentons chacune de ces facettes en l'illustrant par quelques exemples et en précisant le

domaine d'application initial de la définition proposée. Il nous semble, en effet, important de connaître le contexte à l'origine de chaque définition. Il convient également de noter que le choix de conserver la langue anglaise pour certaines définitions est délibéré pour ne pas dénaturer la pensée des auteurs.

1.1.1.1 Le risque perçu comme un événement

Le risque peut donc être présenté dans la littérature comme étant un événement. Voici quelques définitions qui illustrent ce courant de pensée :

- (1) « *Peril which may cause loss* » ou encore « *Hazard or condition which increases the likely frequency or severity of loss* », dans le domaine des assurances [IFRIMA - International Federation of Risk and Insurance Management Associations, 1995].
- (2) « *Un risque est un aléa dont la survenance prive un système d'une ressource et l'empêche d'atteindre ses objectifs* », dans le milieu industriel [Wybo, 1999].
- (3) « *The chance of something happening that will have an impact on objectives* », dans le secteur publique [Standards Association of Australia, 1999].

Le risque est donc défini ici comme un événement susceptible de se produire, caractérisé par une probabilité d'occurrence et par des conséquences (souvent liées à une perte). À cela, nous pouvons ajouter un dernier paramètre spécifiant la nature de cet événement. Ce type de définition est très largement utilisé dans l'industrie de par son caractère intuitif dans ce contexte où l'appareil de production est très surveillé et où le principe visant à anticiper la survenue d'un événement négatif sur le système est un des principaux enjeux du service « Maintenance » d'une entreprise.

1.1.1.2 Le risque envisagé comme une mesure

Le risque est également présenté sous la forme d'une mesure comme le montrent les quelques définitions ci-dessous :

- (4) « *Le risque est la mesure du danger* », dans le domaine de l'industrie [Kervern et Rubise, 1991].
- (5) « *Le risque est la combinaison de la probabilité d'occurrence d'un dommage et de sa gravité* », dans le domaine de l'ingénierie des systèmes [International Organization for Standardization (ISO), 1999].
- (6) « *Risk is the combination of the probability of an event and its consequences* », dans un cadre général [International Organization for Standardization (ISO), 2002].
- (7) « *Risk describes the probability with which an error will lead to an unwanted consequence* », dans le domaine de l'ingénierie des systèmes [Zur Muehlen et Rosemann, 2005].
- (8) « *Measure of the probability and consequence of not achieving a defined project goal* », dans le cadre de la gestion de projet [Kerzner, 2009].

Les définitions appartenant à cette catégorie explicitent le risque comme une mesure du degré d'incertitude ou de la perte causée par un événement incertain. Cette représentation, principalement utilisée par les financiers et les assureurs, peut être étendue à la mesure de toute variation d'une valeur incertaine. Elle semble être très intéressante lorsque l'objectif est de

traiter informatiquement le risque car elle se base sur des aspects mathématiques. Cette vision correspond ainsi aux objectifs d'un outil d'aide à la décision.

1.1.1.3 Le risque vu comme une incertitude

La littérature décrit aussi un certain nombre de définitions présentant le risque comme intégrant la notion d'incertitude :

- (9) « *Possibility of loss or exposure to loss* », dans le domaine des assurances [IFRIMA - International Federation of Risk and Insurance Management Associations, 1995].
- (10) « *The chance of injury or loss as defined as a measure of the probability and severity of an adverse effect to health, property, the environment or other things of value* », dans le domaine du management [Canadian Standards Association, 1997].
- (11) « *Risk refers to the uncertainty that surrounds future events and outcomes. It is the expression of the likelihood and impact of an event with the potential to influence the achievement of an organization's objectives* », dans le domaine du management [Treasury Board of Canada Secretariat, 2010].
- (12) « *La possibilité que survienne un événement dont l'occurrence entraînerait des conséquences (positives ou négatives) sur le déroulement de l'activité du projet* », dans le cadre de la gestion de projet [Gourc, 2006].

Les définitions de cette catégorie présentent le risque et l'incertitude comme des notions très proches. Très utilisée dans les domaines du management et de la gestion de projet, cette vision considère donc le risque comme l'occurrence d'un événement probable et s'intéresse plus particulièrement aux causes et aux conséquences de cet événement sans toutefois les mesurer.

1.1.1.4 Le risque considéré comme un état

La dernière catégorie regroupe des définitions qui présentent le risque comme un état particulier du système considéré :

- (13) « *Business risk is the threat that an event or action will adversely affect an entity's ability to achieve its business objective and execute its strategies successfully* », dans le domaine du management [Marrs et Mundt, 2007].
- (14) « *Undesirable situation or circumstance that has both a likelihood of occurring and a potential negative consequence on a project* », dans le domaine de la gestion de projet [International Organization for Standardization (ISO), 2003].
- (15) « *The possibility that an event will occur and adversely affect the achievement of objectives* », dans le domaine de la sécurité et du contrôle interne [COSO - Committee of Sponsoring Organizations of the Treadway Commission, 2004].
- (16) « *Property or person exposed to loss* », dans le domaine des assurances [IFRIMA - International Federation of Risk and Insurance Management Associations, 1995].

Cette approche qui consiste à caractériser le risque comme un état du système étudié est très utilisée dans les domaines de la sécurité au travail et du management. Elle peut également intégrer des notions originales telles que l'état d'esprit d'une personne (comme dans la première définition). Cependant elle semble être assez compliquée à étendre à d'autres domaines ce qui la rend difficilement utilisable.

I.1.1.5 Définition retenue

Il est à noter que certaines de ces définitions ne s'appliquent pas uniquement aux événements négatifs notamment les définitions (6) et (12). En effet, ces définitions peuvent également s'employer pour des événements positifs et en ce sens ne nous semblent pas pertinentes car ce genre de « risque positif » est sensiblement différent du risque « négatif ». Il est d'ailleurs clairement appelé « opportunité » dans le cadre de l'analyse BOCR (Bénéfice-Opportunité-Coût-Risque). Le lecteur intéressé par la notion d'opportunité et plus largement par l'analyse BOCR pourra se rapporter à [Bouzarour-Amokrane *et al.*, 2012; Hillson, 2002; Lee, 2009; Saaty, 2004; Tchangani et Pérès, 2010]. Il convient également d'ajouter que le risque est très souvent considéré dans la littérature comme un indicateur pour la prise de décision [Tchangani, 2011] dans des domaines très variés tels que la finance, l'ingénierie, l'environnement, la médecine ou encore dans le domaine militaire.

Les définitions présentées précédemment offrent une cartographie des différentes manières d'appréhender le risque. Le cadre de nos travaux conduit à une vision du risque plus orientée vers l'occurrence des événements. Cependant cette catégorie de définition semble restrictive notamment en ce qui concerne l'aspect « mesure du risque » qui constitue un élément important dans le cadre d'un outil d'aide à la décision. De plus, les travaux de [O'Shaughnessy, 1992], qui préconisent la prise en compte des notions de causes et de conséquences comme des attributs du risque, offrent des perspectives intéressantes pour nos travaux. Nous retiendrons donc la définition proposée par [Gouriveau, 2003] qui définit le risque qu'un événement se produise, par l'association d'événements causes, caractérisés par leur occurrence (P), et d'événements conséquences (ou effets), caractérisés par leur gravité ou impact (I). Le risque peut être déterminé par une fonction $R = f(\text{occurrence}, \text{impact}) = f(P, I)$ (Figure I.1).

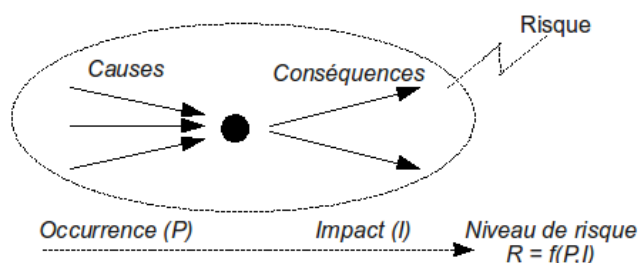


FIGURE I.1: Caractérisation du risque d'après [Gouriveau, 2003].

De plus, cette représentation du risque peut être étendue pour représenter un enchaînement de situations de risque et modéliser ainsi l'ensemble des risques auxquels est soumis un système, depuis les causes initiales jusqu'aux conséquences finales (Figure I.2).

I.1.1.6 Typologies des risques

La diversité et l'abondance de l'utilisation du concept de risque rendent sa caractérisation compliquée. Au delà des notions d'aléa et de vulnérabilité, d'occurrence et d'impact ou de causes et de conséquences, il convient donc de mieux cerner les différentes situations où le terme de risques peut être employé. Voici différentes typologies du risque communément employées dans la littérature [Dubey et Dufresne, 2002] :

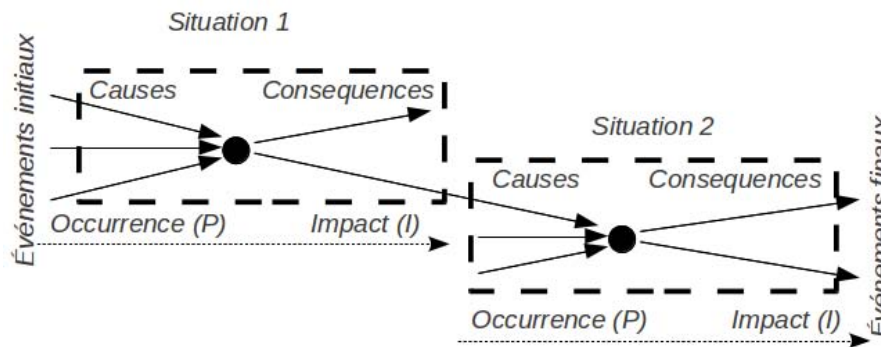


FIGURE I.2: Représentation des risques en cascade.

- Risque avec et sans conséquences financières : d'une manière générale et selon les points de vue, la présence d'un risque n'est pas forcément associée à des conséquences financières. Par exemple, le risque d'extinction d'une espèce animale n'engendre aucune conséquence financière directe, le niveau de gravité de ce type d'événement peut tout de même être élevé.
- Risque en régime permanent ou transitoire : les risques en régime transitoire apparaissent seulement lors de changements dans l'environnement (naturel, social, économique, ...) de la cible ou lors de l'évolution de la cible elle-même. Par exemple, une crise économique pourra faire apparaître un risque de mouvements sociaux à l'échelle nationale. A l'inverse, les risques en régime permanent sont toujours présents sans être liés à un changement de l'environnement (le risque sismique par exemple).
- Risque fondamental ou particulier : la différenciation se fait ici sur la proportion de cibles impactées. Si la totalité d'une population est menacée par un risque, il est défini comme étant fondamental. Si un seul individu (ou un groupe d'individus) parmi une population est menacé, le risque est dit particulier. Par exemple, dans le cadre aéronautique, il peut y avoir un risque qu'un défaut du processus de fabrication soit détecté ce qui affectera la totalité de la population (tous les appareils ayant le même processus de fabrication) obligeant un rappel de tous les appareils concernés, alors qu'une tempête sur un aéroport précis ne menacera qu'une partie de la population cible.
- Risque pur ou spéculatif : cette différenciation est faite pour traduire la volonté délibérée de s'exposer à un risque. Dans le cas d'un risque pur, il n'est pas possible de l'éviter même s'il peut être réduit. Le risque qu'un avion tombe en panne est toujours présent quelle que soit la compagnie aérienne mais il peut être réduit par une bonne politique de maintenance préventive. Le risque spéculatif représente le fait que le décideur s'expose sciemment à un risque. Par exemple, une entreprise pourra prendre le risque d'investir sur un nouveau marché, elle s'exposera alors à des pertes importantes si elle ne parvient pas à s'implanter sur ce marché mais espère en retirer des bénéfices et ainsi assurer son futur.

I.1.2 Management des risques

Le management des risques est généralement présenté dans la littérature comme un processus utilisant différents outils et démarches pour optimiser la prise de décision. Il se décompose en 5 sous-processus (Figure I.3).

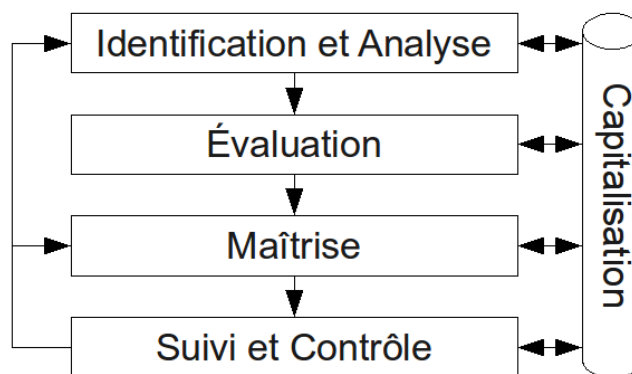


FIGURE I.3: Le processus de management des risques [Gouriveau, 2003].

La première phase est celle d'identification et d'analyse du risque. Elle consiste à caractériser la situation étudiée en collectant et en formalisant l'ensemble des données nécessaires à sa compréhension. Ces données seront ensuite utilisées pour analyser chaque situation de risque. Gouriveau propose une arborescence permettant de recenser l'ensemble des informations nécessaires pour identifier et analyser le risque (Figure I.4) [Gouriveau, 2003]. Elle vise donc à connaître les différents risques induits par la situation étudiée. Il convient de noter que cette représentation introduit la notion de choix (utilisation de l'opérateur OU) entre les différents types de causes possibles (le mécanisme est similaire pour les conséquences) mais impose un certain nombre d'informations qu'il faut obligatoirement renseigner.

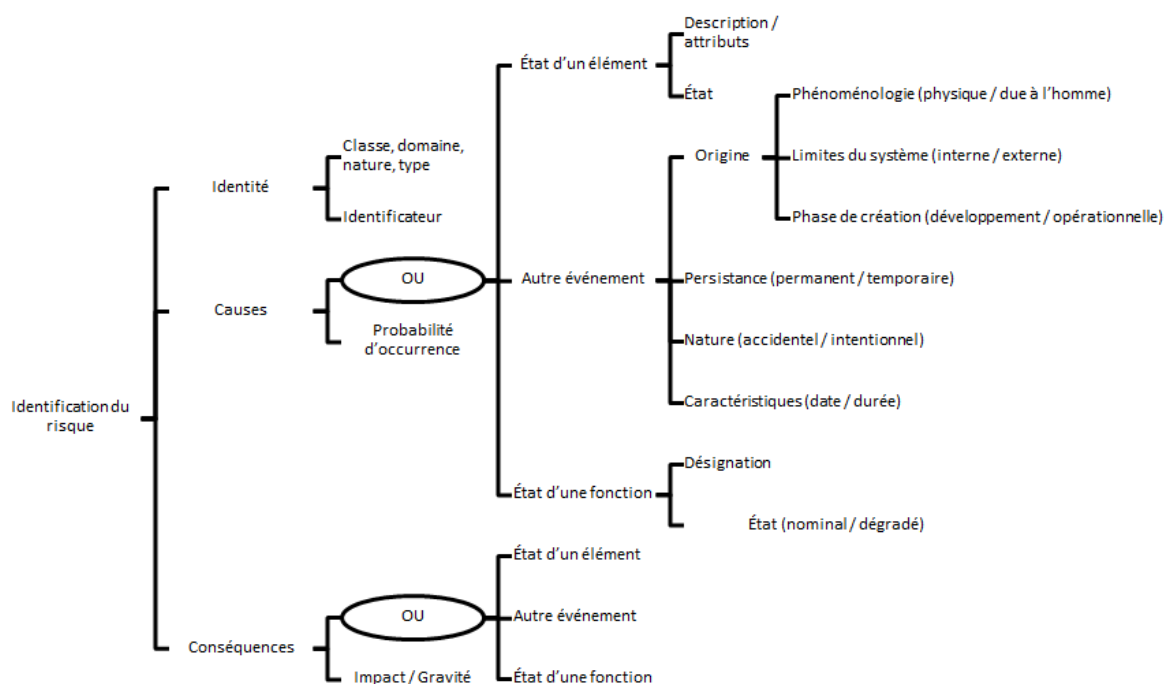


FIGURE I.4: Arbre d'identification du risque selon [Gouriveau, 2003].

Cette phase est suivie par celle d'évaluation du risque qui vise à définir un niveau de risque soit en classant la situation par rapport à d'autres risques connus (hiérarchisation), soit en positionnant la situation étudiée dans un référentiel de risque. Cette phase est un champ d'investigation essentiel pour nos travaux. Elle sera développée plus en détail dans la partie

Évaluation des risques (I.1.3).

La phase de maîtrise des risques, qui suit la phase d'évaluation, nécessite de prendre des décisions parmi plusieurs actions envisageables (Figure I.5) pour le décideur. Celui-ci peut accepter de prendre le risque, c'est-à-dire qu'il n'engage aucune action pour contrer les causes ou les conséquences de l'événement redouté. Il peut également refuser ce risque ; il tentera alors de le réduire en agissant potentiellement sur trois leviers. Le premier levier vise à éviter que l'événement redouté ne se produise en agissant sur les causes par des méthodes de prévention. L'objectif, dans ce cas, est de réduire la probabilité d'occurrence de l'événement. Le second levier a pour but d'atténuer les effets de l'événement redouté en agissant sur les conséquences par des actions de protection. L'objectif est alors de réduire la gravité (ou l'impact) de l'événement. Le dernier levier vise à transférer le risque sur une autre entité, par exemple, en utilisant une assurance qui, de par sa clientèle nombreuse, pourra supporter des risques individuels élevés. Dans tous les cas, le travail consistera à rendre le risque conforme aux objectifs fixés par la politique stratégique de l'entreprise.

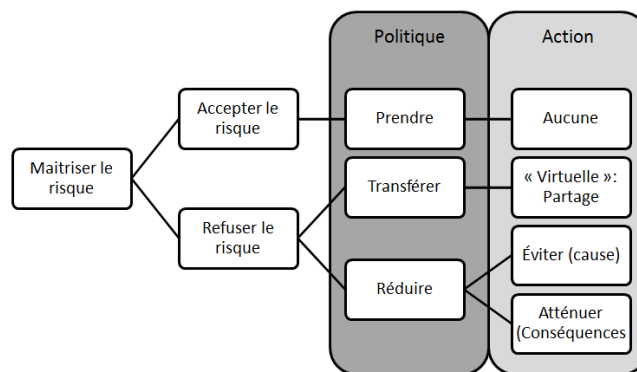


FIGURE I.5: Politiques de maîtrise des risques d'après [Gouriveau, 2003].

Afin que cette conformité aux objectifs dure dans le temps, un cycle de suivi et de contrôle est mis en œuvre. Il est basé sur l'utilisation d'indicateurs pour vérifier, au jour le jour, la validité des actions entreprises. Pour finir, il existe un processus transverse de capitalisation des informations générées au cours des quatre autres phases du management des risques pour consolider et partager la connaissance du problème et ainsi optimiser la prise de décision en favorisant notamment la réactivité.

La phase d'évaluation du risque étant au cœur de nos travaux, nous allons maintenant présenter plus en détail cette phase et les outils qui lui sont associés.

I.1.3 Évaluation des risques

Comme nous l'avons vu précédemment, l'évaluation d'un risque consiste à positionner la situation étudiée par rapport aux autres situations rencontrées. Cette phase du processus de management des risques nécessite soit d'avoir une base de situations connues pour servir de référence, soit d'organiser une consultation préalable des différents acteurs visant à définir ces situations références. Le cadre de référence est donc en perpétuelle évolution au fur et à mesure que de nouvelles situations s'ajoutent et que la maîtrise des risques s'améliore. Il est donc nécessaire de prévoir des mécanismes de révision pour maintenir ce cadre de référence en

adéquation avec les risques à évaluer. Il existe principalement deux catégories d'outils pour une évaluation du risque pertinente : la hiérarchisation et les référentiels de risques.

I.1.3.1 Hiérarchisation

La hiérarchisation est une méthode qui vise à établir un positionnement relatif de la situation étudiée par rapport à un ensemble de situations-témoins généralement représentées sous la forme d'une pyramide des risques. La gravité y est représentée par l'élévation vers le sommet de la pyramide et la probabilité d'occurrence par la largeur de la base de chaque type de risque. Cette pyramide (Figure I.6), utilisée pour la première fois par [Bird, 1974] suite à une étude pour une compagnie d'assurance sur les accidents du travail, met en évidence statistiquement que pour 600 incidents mineurs, il y a une blessure grave et que si le nombre d'incidents est réduit, le nombre de blessures graves l'est aussi.

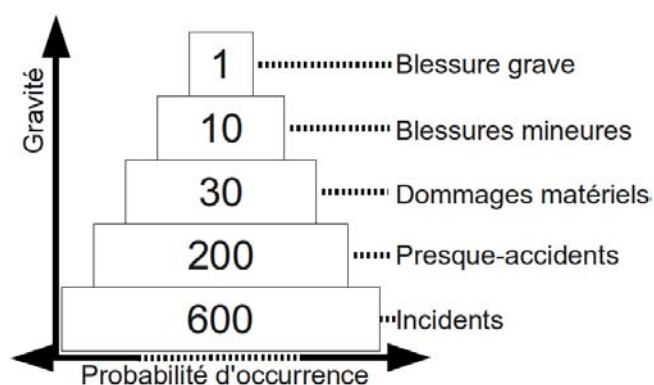


FIGURE I.6: Pyramide des risques d'accident du travail inspirée de [Bird, 1974].

I.1.3.2 Référentiel de risques

La représentation par hiérarchisation manque cependant de précision car elle ne peut intégrer certains risques atypiques pourtant considérés comme les plus dangereux (par exemple un risque ayant une probabilité d'occurrence importante et un niveau de gravité élevé). Pour combler ces lacunes, il existe donc des référentiels de risques où le positionnement d'un risque est lié à une combinaison entre sa probabilité d'occurrence et son niveau de gravité (Figure I.7).

Les référentiels de risques permettent une représentation plus complète du risque pouvant facilement être adaptée à chaque situation en modifiant la fonction de calcul du risque. La plus classique définit le risque par la relation $R = P \times I$ mais la littérature propose beaucoup d'autres formulations. Par exemple, pour mettre en évidence les risques ayant un fort impact, la formule $R = P \times I^k$ [Villemeur, 1988] (k étant un coefficient permettant d'amplifier l'importance des risques à gros impacts) peut être utilisée.

Une autre forme de typologie peut émerger de l'évaluation des risques et notamment de l'utilisation des référentiels de risques. En effet, il est possible de différencier les risques en fonction de l'importance de la probabilité d'occurrence et de la gravité. Il est alors possible de faire apparaître différents types de risque selon leurs positions dans le référentiel (Figure I.8) :

- les risques négligeables (zone 1) avec une probabilité d'occurrence et un impact faible,
- les risques intolérables (zone 2) avec une probabilité d'occurrence et un impact fort,

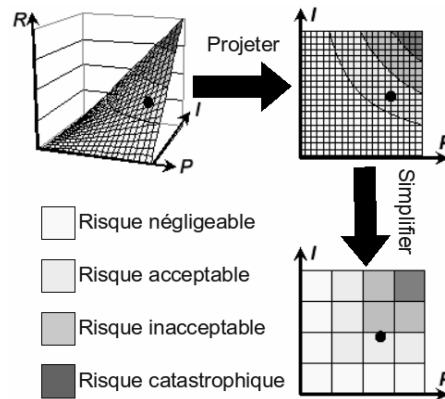


FIGURE I.7: Représentations 3D, 2D et 2D simplifiée d'un référentiel de risque.

- les risques de fréquence (zone 3) avec une probabilité d'occurrence importante et un impact faible,
- les risques de gravité (zone 4) avec une probabilité d'occurrence faible et un impact fort,
- les risques moyens (zone 5) qui sont la cible privilégiée du management des risques.

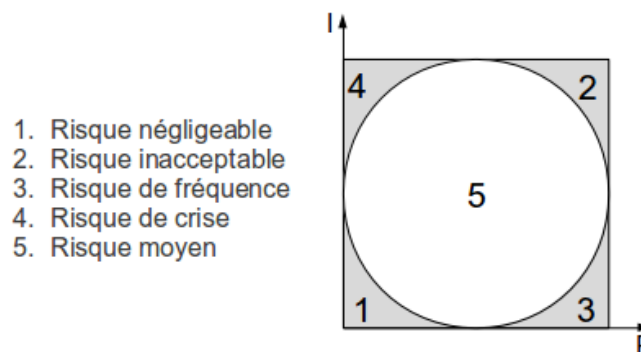


FIGURE I.8: Positionnement des différents types de risque dans un référentiel.

Cette typologie permet à Barthélémy et Quibel [Barthélémy et Quibel, 2000] de proposer une politique de maîtrise des risques (partie I.1.2 - Management des risques) adaptée à chaque type de risque :

- Pour les risques négligeables (zone 1), la politique la plus adaptée consiste à ne pas s'occuper de ces événements dans un premier temps, tant que des risques plus sérieux n'ont pas été étudiés.
- Pour les risques inacceptables (zone 2), la seule politique valable est l'évitement (ou la suppression) du risque car il ne doit en aucun cas se produire.
- Pour les risques de fréquence (zone 3) qui sont a priori bien connus grâce au retour d'expérience, il convient de les prendre en charge et de financer leurs conséquences résiduelles sur les fonds propres de l'entreprise.
- Pour les risques de crise (zone 4) aussi appelés risques de gravité, la politique la plus courante consiste à transférer le risque sur une autre entité, par exemple au moyen d'une assurance pour les risques ayant un impact financier, pour éviter les conséquences d'un événement peu fréquent mais très coûteux.
- Pour les risques moyens (zone 5), il convient de mettre en place une politique efficace de management des risques adaptée à chaque problème. Cette zone est particulièrement

intéressante à outiller par les méthodes d'évaluation et de hiérarchisation des risques qui permettent de mieux comprendre les événements dangereux et donc de mieux les maîtriser.

I.1.4 Synthèse

Nous avons, dans cette partie, présenté le concept de risque, les différentes notions qui lui sont associées ainsi que les différentes typologies du risque. Nous avons également abordé le processus de management des risques et, en particulier, la phase d'évaluation des risques et les outils utilisés pour l'accomplir.

Nous avons vu que cette phase d'évaluation des risques nécessite un certain nombre de connaissances. Comme nous l'avons signalé dans l'introduction de ce mémoire, nous souhaitons utiliser un processus de retour d'expérience afin de capitaliser et sélectionner les connaissances nécessaires pour alimenter un modèle d'évaluation des risques. Nous aborderons donc, dans la partie suivante, les aspects liés à la gestion des connaissances et, en particulier, au retour d'expérience et à son instrumentation.

I.2 Gestion des connaissances et retour d'expérience

Comme nous venons de le voir, la phase d'évaluation du processus de management des risques que nous souhaitons développer nécessite de disposer de connaissances sur les systèmes à étudier. La capitalisation de ces connaissances nécessite la mise en place de mécanismes de gestion des connaissances pour pouvoir les réutiliser dans le modèle proposé.

Dans cette partie, nous aborderons dans un premier temps la gestion des connaissances au sens large, en distinguant les approches ascendantes et descendantes. Nous définirons ensuite le retour d'expérience de manière générale, les différentes classes de retour d'expérience et les outils permettant son instrumentation. Pour finir, nous présenterons les notions liées à cette instrumentation à partir de deux axes que sont l'organisation des connaissances et leur représentation.

I.2.1 Généralités sur la gestion des connaissances

La gestion des connaissances ou « Knowledge Management » est une discipline qui englobe un très grand nombre de concepts et de méthodes utilisées par les organisations, en particulier dans l'industrie, pour capitaliser, gérer et utiliser les connaissances. Un processus de gestion des connaissances [Lewkowicz et Zacklad, 1999] est généralement constitué d'un sous-processus de capitalisation qui vise à rassembler, trier, analyser et stocker la connaissance pertinente, et d'un sous-processus d'exploitation qui vise à mettre la connaissance à la disposition des acteurs soit en réinjectant la connaissance dans les processus opérationnels pour en améliorer le fonctionnement, soit en utilisant cette connaissance pour former les futurs acteurs.

Cette problématique est caractérisée par [Grundstein, 2002] (Figure I.9) au moyen des cinq processus suivants :

- « Repérer » : identification des connaissances cruciales,
- « Préserver » : modélisation, formalisation et stockage de ces connaissances,

- « Valoriser » : diffusion des connaissances dans l'organisation,
- « Actualiser » : mise à jour constante des connaissances,
- « Manager » : gestion et suivi de ce cycle.

Les nombreuses méthodologies de gestion des connaissances développées jusqu'à aujourd'hui, permettent de faire la distinction entre deux approches souvent complémentaires : les approches descendantes, qui visent à utiliser une modélisation générique de la connaissance sur le champs de l'étude et les approches ascendantes qui visent à généraliser des fragments de connaissance pour construire un modèle global.

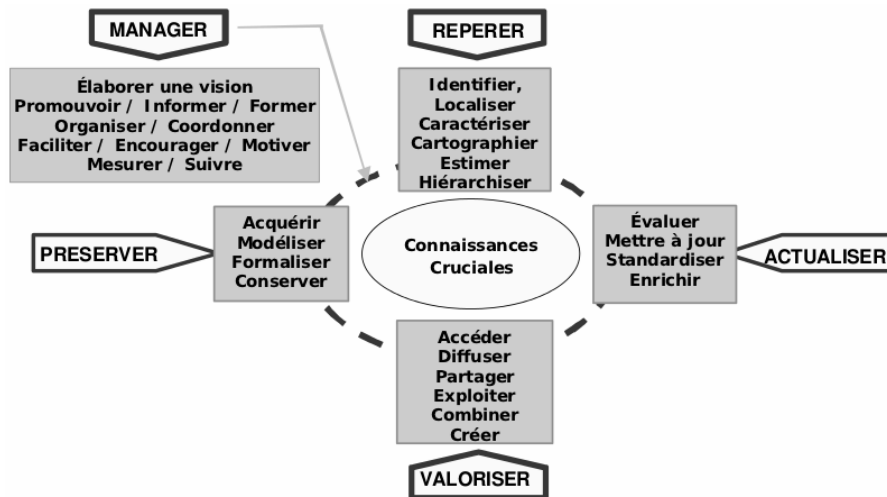


FIGURE I.9: La capitalisation des connaissances selon [Grundstein, 2002].

1.2.1.1 Approche descendante (Top-Down)

Les approches descendantes consistent à appliquer un modèle générique de connaissances à un domaine particulier. Elles sont utilisées dans la plupart des méthodologies de conception des Systèmes à Base de Connaissances à partir de processus séquentiels dont le but est de produire systématiquement des systèmes complexes et fonctionnels. Il existe de nombreuses méthodologies proposant des modèles de représentation des connaissances et des supports méthodologiques destinés à la mise en place de systèmes de gestion des connaissances telles que la méthode CommonKADS [Schreiber *et al.*, 1994] ou encore MKSM [Ermine *et al.*, 1996]. Elles sont basées sur la modélisation de la connaissance d'experts du domaine ce qui pose certains problèmes notamment en raison du manque de disponibilité des experts, de leur réticence à livrer leur savoir et savoir-faire et de la subjectivité des informations qu'ils fournissent.

1.2.1.2 Approche ascendante (Bottom-Up)

Les approches ascendantes consistent à construire une base de connaissances à partir de fragments de connaissance. Ce sont les méthodes associées au retour d'expérience (partie I.2.2 - Retour d'expérience). Leur objectif est donc de réutiliser l'expérience pour éviter de reproduire les erreurs passées et ainsi améliorer le fonctionnement de l'entreprise [Bergmann, 2002]. Ce type de gestion des connaissances peut être assez facilement intégré aux processus opérationnels, ce qui en fait un outil très utile pour les entreprises. De plus, l'analyse et la généralisation

de l'expérience peuvent également servir à construire un corpus de connaissances génériques. Cependant, cette construction de connaissance n'est pas aisée car il faut disposer d'un nombre conséquent d'expériences pour construire une connaissance généralisée. Les approches de ce type présentent des avantages tels que la simplicité relative de formalisation de l'expérience qui rend le processus de capitalisation transparent pour les experts. Ces derniers acceptent ainsi plus facilement l'implantation de ces méthodes. En effet, la plupart des entreprises utilise des mécanismes permettant la capitalisation. L'implantation d'une méthode de gestion des connaissances peut être facilitée par la réutilisation des mécanismes existants. En effet, malgré un manque de structuration, ces connaissances sont rapidement exploitables. Un autre avantage réside dans les possibilités d'évolution de la base de connaissances qui s'agrandit et s'actualise au fil des expériences en fonction des besoins de l'organisation.

1.2.1.3 Synthèse

Le retour d'expérience est donc une méthode de gestion des connaissances ascendante. Cependant une formalisation de la connaissance (par exemple sous la forme d'une architecture organisant les connaissances) en amont de la capitalisation permet de faciliter la modélisation des problèmes et le raisonnement à partir des connaissances capitalisées. Cette formalisation se rapproche plus d'une gestion descendante des connaissances. La démarche que nous proposons, combine donc ces approches ascendantes et descendantes. Dans la section suivante, nous développons les aspects liés au retour d'expérience pour alimenter en connaissances le modèle.

1.2.2 Retour d'expérience

Le principe du retour d'expérience est très ancien et utilisé dans de nombreux domaines. L'homme réutilise intuitivement ses expériences passées pour améliorer son mode de vie ou ses méthodes de travail. En outre, il s'est organisé pour transmettre ses connaissances à la collectivité et à sa descendance au moyen de l'enseignement mais aussi des arts, tels que la chanson, les proverbes, la peinture ou encore la littérature notamment au travers de la poésie ainsi que dans les contes et les légendes.

De tout temps, l'homme a donc utilisé le retour d'expérience à l'aide de processus similaires à ceux utilisés actuellement dans les entreprises comme le montre cette citation traitant du domaine agricole issue de l'ouvrage de Columella intitulé « De re rustica », datant du Ier siècle après J.-C., traduite dans [Cuneo, 2003] : *« le chef de famille qui tient à avoir une méthode sûre pour cultiver ses terres se donnera la peine de consulter les fermiers les plus expérimentés de son époque ; et il devrait étudier avec soin les manuels des Anciens, réfléchir sur les opinions, sur les enseignements de chacun d'entre eux, pour voir si la leçon reçue peut s'appliquer telle quelle à son cas ou si elle doit être revue ».*

Le retour d'expérience consiste donc en l'analyse des faits passés et de leur contexte pour réutiliser les connaissances. Cependant, les définitions du retour d'expérience varient en fonction du domaine considéré. Ainsi, les acteurs de la gestion des risques [REXAO, 2003; Vérot, 2001] mettent l'accent sur les notions « d'anomalies » et de « dysfonctionnement » c'est à dire sur le traitement d'événements négatifs. Avec un autre point de vue, Bergmann [Bergmann, 2002] généralise le principe de retour d'expérience, sous le nom de « Experience Management », à tous les types d'événements mais restreint sa définition à la résolution de problèmes donc a priori négatifs. D'autre part, le gouvernement américain au travers de son Département de l'Énergie

[BickFord, 2000], s'intéresse au concept de « Lesson Learned » (littéralement Leçon Acquisée) en y intégrant la notion de « bonne pratique ».

Pour finir, la définition proposée dans [Rakoto *et al.*, 2002] et reprise dans [Béler, 2008; Clermont *et al.*, 2007] semble la plus complète. Elle reprend les aspects évoqués dans les différentes propositions ci-dessus :

« Le retour d'expérience est une démarche structurée de capitalisation et d'exploitation des connaissances issues de l'analyse d'événements positifs et/ou négatifs. Elle met en œuvre un ensemble de ressources humaines et technologiques qui doivent être organisées pour contribuer à réduire les répétitions d'erreurs et à favoriser certaines pratiques performantes. »

1.2.2.1 Typologie du retour d'expérience

Dans l'optique de positionner nos travaux par rapport aux différentes utilisations qui ont été faites du retour d'expérience, nous avons identifié deux axes majeurs permettant de classer les différents types de retour d'expérience. Le premier concerne la nature des événements traités et permet de distinguer les méthodes traitant des événements positifs ou négatifs. Le second concerne la façon dont sont traités les événements, intimement liée à la quantité d'informations disponibles. Ce cas de figure permet donc de distinguer les méthodes statistiques et cognitives.

Il convient également de noter que les différents types de retour d'expérience que nous présentons ici appartiennent tous à la catégorie des retours d'expérience événementiels qui est la plus répandue. Ils sont généralement associés à un événement, exceptionnel ou non, et ont pour but la compréhension des causes de l'événement pour éviter ou favoriser sa ré-occurrence. Le retour d'expérience n'est toutefois pas forcément basé sur les événements. Par exemple, le retour d'expérience « signaux faibles » [Gaillard, 2005] vise à anticiper la survenue d'un événement en recherchant et en analysant des signaux qui ne seraient pas perçus comme dangereux par les outils de prévention des risques. Il est principalement utilisé par les entreprises connaissant peu d'accidents mais dont les conséquences seraient désastreuses.

D'un point de vue applicatif, nous pouvons distinguer les retours d'expérience selon qu'ils s'appliquent dans un cadre « correctif » (le retour d'expérience est utilisé pour résoudre un problème en s'appuyant sur la résolution de problèmes similaires dans le passé) ou « préventif » (le retour d'expérience est utilisé pour éviter qu'un événement redouté ne se produise ou pour limiter l'impact de cet événement en analysant les événements similaires passés).

Positif ou négatif

Il est donc possible de différencier les techniques de retour d'expérience en fonction du type d'événement qu'elles exploitent. En effet, les connaissances issues d'événements négatifs (accidents, incidents, anomalies, ...) sont souvent plus simples à exploiter, en particulier à l'aide des méthodes de résolution de problèmes. Ces méthodes sont facilement intégrables aux processus opérationnels existants et une grande partie des travaux menés actuellement en retour d'expérience se concentre sur ce type d'événement. La principale difficulté liée à cette méthode réside dans la réticence des personnes à signaler ou à décrire objectivement ces événements. Il est fréquent que la gravité d'un problème soit atténuée ou que le problème soit complètement ignoré par la personne responsable de peur d'être sanctionnée ce qui gêne considérablement la capitalisation et la validité des expériences capitalisées.

On commence, cependant, à voir apparaître un retour d'expérience basé sur les « bonnes pratiques » (aussi appelé « retour d'expérience positif ») dans de grandes entreprises. L'objectif est d'identifier et de capitaliser ces « bonnes pratiques » pour travailler sur des informations positives. Au final, le but est de créer une dynamique encourageant les gens à employer et à partager les « bonnes pratiques » afin d'améliorer leurs outils et conditions de travail mais aussi l'organisation et la qualité de la production.

Statistique ou cognitif

La littérature permet de distinguer deux grandes classes de retours d'expérience qui diffèrent principalement par la quantité de données manipulées et donc par les méthodologies utilisées pour appliquer le retour d'expérience. Ces deux classes différencient les retours d'expérience « statistiques » et « cognitifs » (Figure I.10).

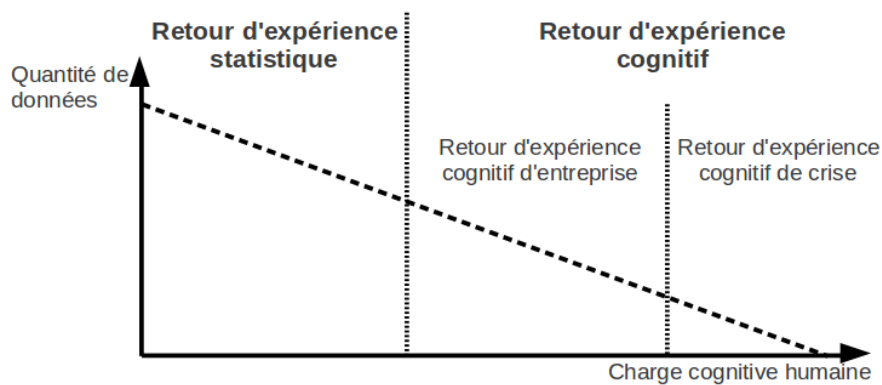


FIGURE I.10: Positionnement des différentes classes de retour d'expérience.

Retour d'expérience « statistique »

Lorsque les données sont en nombre suffisant, le retour d'expérience employé peut être qualifié de « statistique » car les méthodes mathématiques de traitement peuvent être employées sur les informations capitalisées pour extraire des tendances intéressantes sur le déroulement de l'activité étudiée. Son principal avantage est qu'il peut facilement être informatisé car les informations manipulées sont simples et majoritairement numériques. Un exemple d'application, parmi beaucoup d'autres, de cette méthodologie est le système REX-FIAB [Delahaye, 1996] employé par la société COGEMA. Ce système vise à produire des connaissances statistiques concernant la fiabilité des équipements à partir des demandes d'interventions faites par les personnels d'exploitation. Cependant la quantité très importante de données nécessaires aux méthodes statistiques pour fournir des connaissances fiables rend ce type de retour d'expérience difficile à utiliser dans certains contextes où le nombre d'expériences accumulées n'est pas suffisant.

Retour d'expérience « cognitif »

A l'inverse, lorsque le nombre de données ne permet pas d'utiliser les méthodes de traitement statistique, la connaissance des experts du domaine peut être utilisée pour combler

le manque de données. L'expérience et l'analyse de l'expert permettent en effet de mettre en évidence les points importants pour le sujet étudié malgré l'absence de données statistiques. Les méthodes de retour d'expérience entrant dans cette catégorie peuvent être qualifiée de « cognitives ». La méthodologie qui lui est associée nécessite une phase spécifique de formalisation des connaissances tenant compte du contexte des événements étudiés. A ce type de retour d'expérience sont associées différentes méthodes selon les objectifs à atteindre ainsi que la gravité et le contexte de l'événement étudié.

Le retour d'expérience de crise est un retour d'expérience de type « cognitif ». Il est utilisé suite à un événement particulièrement grave tel qu'une catastrophe naturelle, technologique ou humaine (tsunami, accident industriel, attentat, ...). Les principaux utilisateurs de ces méthodes sont les institutions qui, au moyen d'enquêtes poussées et généralement coûteuses, tentent d'éviter que le sinistre ne se reproduise ou, le cas échéant, de limiter le nombre de victimes lors d'une catastrophe similaire ultérieure. Ce type de retour d'expérience s'inscrit donc dans un cadre exclusivement « préventif ». Dans cette optique, Wybo et Kowalski [Wybo et Kowalski, 1998] cherchent à améliorer la gestion de l'urgence tandis que Grelot et Guillaume [Grelot et Guillaume, 2004] proposent de répondre aux questions suivantes :

- Qu'est ce qui s'est passé ?
- Comment cela s'est-il passé ?
- Pourquoi cela s'est-il passé ainsi ?
- Que faut-il faire pour que "la prochaine fois" les conséquences soient moins dramatiques ?

L'État met à disposition des différentes collectivités territoriales des documents, résultant de ses recherches sur le sujet, qui présentent en détails la méthodologie pour appliquer ce type de retour d'expérience [MIAT - Ministère de l'Intérieur et de l'Aménagement du Territoire, 2006].

Le retour d'expérience « cognitif », dit « d'entreprise », est utilisé dans l'industrie pour des applications « correctives », « préventives » ou qui regroupent les deux aspects. Le logiciel T-REX [Jabrouni *et al.*, 2008] qui vise à assister la résolution de problèmes grâce au retour d'expérience est un bon exemple d'application où ces deux aspects sont présents. Un autre exemple d'implémentation industrielle du retour d'expérience cognitif d'entreprise provient de [Rakoto, 2004] qui a formalisé une architecture de retour d'expérience destinée à ALSTOM Transport, entreprise du secteur ferroviaire fabriquant des trains. L'objectif de ce travail était d'alimenter une mémoire d'entreprise organisée autour de la gestion des connaissances pour diminuer les risques de cloisonnement et le manque de partage d'information au sein de l'entreprise.

Synthèse

Notre étude se place dans le domaine du retour d'expérience basé sur des événements négatifs car les informations traitées concernent principalement des défauts et leurs conséquences « négatives » sur les pièces ou sous-ensemble étudiés. Il est cependant intéressant de noter que les données capitalisées ne concernent pas uniquement les cas où il y a des défauts avérés mais bien tous les cas traités par l'entreprise pour construire des informations statistiques complètes. La possibilité de développer un système pour identifier les raisons d'événements positifs reste donc accessible. Par exemple, il pourrait être intéressant de créer un modèle permettant d'identifier les raisons qui font qu'une pièce dont l'espérance de vie initiale est dépassée est encore en bon état. Nous nous concentrerons toutefois principalement sur des événements négatifs.

Pour ce qui est de la distinction entre retour d'expérience statistique et cognitif, nous avons cherché à développer des mécanismes qui combinent les deux types de retour d'expérience car

L'objectif de nos travaux est de fournir une information à partir de données statistiques consolidées par l'expertise. Cette information, obtenue par la fusion d'avis d'expert et de statistiques extraites d'une base de données, permettra d'alimenter le modèle d'évaluation des risques. Ce choix est intimement lié au domaine de l'étude. En effet, pour une activité qui en est à ses débuts, il n'existe pas encore suffisamment de données pour fournir des statistiques valables. C'est pourquoi un retour d'expérience cognitif est nécessaire dans cette configuration. Avec le développement de l'activité et l'accumulation d'informations au cours du temps, les statistiques sont amenées à prendre de plus en plus d'importance pour finalement pouvoir être utilisées seules. Cependant cette phase de transition peut être longue, des mécanismes permettant de prendre en compte les deux sources d'informations, en les pondérant selon la fiabilité des statistiques, sont nécessaires. Notre étude se situe donc à la frontière entre retour d'expérience statistique et cognitif.

1.2.2.2 Instrumentation d'un retour d'expérience

Nous venons de définir les différents types de retour d'expériences et avons positionné notre étude parmi ces approches. Cependant, le fait que nous ayons choisi de travailler sur des événements négatifs en développant une méthode hybridant retour d'expérience statistique et cognitif ne suffit en aucun cas pour instrumenter un outil de retour d'expérience destiné à évaluer les risques.

En effet, il convient de définir les différents concepts et les différents types de connaissances avec lesquelles nous allons travailler pour adapter le processus de retour d'expérience à nos besoins. Comme nous allons le voir dans la partie 1.2.3 (Organisation des connaissances), les systèmes à bases de connaissances permettent de manipuler un certain nombre de notions qu'il faut définir et positionner les unes par rapport aux autres pour identifier celles qui nous concernent. De plus, il est important de bien comprendre les différentes connaissances que nous allons rencontrer et leur dynamique.

Dans un deuxième temps, il convient également de définir le formalisme que nous allons utiliser pour représenter les expériences et les connaissances à notre disposition. L'objectif est d'intégrer ces connaissances dans les mécanismes de raisonnement que nous mettrons en place pour évaluer les risques. Nous allons donc présenter, dans la partie 1.2.4 (Représentation des connaissances), différents formalismes de représentation existants pour compléter notre instrumentation.

1.2.3 Organisation des connaissances

La notion de connaissance est vague et très difficile à appréhender dans sa globalité. En général, la connaissance est intimement liée au savoir et à ses différentes formes. La connaissance concerne donc le savoir sur les objets, concepts et entités diverses qui composent l'univers étudié ainsi que les faits concernant ces entités (par exemple les lois de la physique s'appliquant à un objet). A ce savoir de base, il est possible d'ajouter des notions issues de l'observation, c'est à dire des événements associés à un objet ou encore une classification des différents objets entre eux. Pour finir, la connaissance contient également les notions de savoir-faire et de métaconnaissance (la connaissance sur la connaissance ou le recul pris sur le domaine d'activité étudié) ce qui correspond généralement à l'expertise humaine.

Nous allons tout d'abord positionner ces différents concepts les uns par rapport aux autres pour mieux les définir. Nous présenterons ensuite plusieurs façons de caractériser les connaissances et nous poursuivrons en introduisant les notions liées à la dynamique des connaissances.

1.2.3.1 Positionnement des concepts

Les outils de gestion des connaissances ne manipulent pas uniquement des connaissances mais aussi des données et des informations. Nous allons donc distinguer ces trois notions en y ajoutant la notion de Savoir-faire (aussi appelé « Sagesse » dans certaines études) d'après les travaux présentés dans [Béler, 2008; Rakoto, 2004] (Figure I.11).



FIGURE I.11: Distinction Données / Informations / Connaissances / Savoir-faire.

La notion de donnée caractérise des faits ou des éléments non reliés entre eux et hors contexte donc sans aucune valeur informative. Ce sont des données brutes non analysées. Une donnée peut être caractérisée par un seul terme (« Corrosion » par exemple).

La notion d'information caractérise un ensemble de données mises en relation pour donner du sens. Les relations entre les données introduisent une valeur informative et donc de contexte. Elles peuvent facilement être structurées et enregistrées dans une base de données. Un exemple d'information peut être « la pièce est soumise à la Corrosion ».

La notion de connaissance caractérise des informations analysées pour en extraire la valeur ajoutée qui permettra la création de nouvelles informations. C'est donc un phénomène de généralisation des informations pour correspondre à plusieurs contextes d'utilisation. Un exemple de connaissance structurée sous la forme de règle logique peut être « SI une pièce est soumise à la corrosion ALORS il y a un risque de dégradation des propriétés mécaniques ».

La notion de savoir-faire correspond à la manière d'utiliser les connaissances de façon pertinente pour atteindre un objectif (résoudre un problème, concevoir un produit, usiner une pièce, ...). C'est donc l'appropriation et l'organisation de la connaissance par une personne dans le but de prendre les décisions adaptées à chaque situation. Ce savoir-faire est étroitement lié à une personne en particulier en fonction de son expérience et de ses compétences.

Dans [Bergmann, 2002], la gestion de l'expérience (Experience Management) correspond à la gestion des connaissances limitée aux connaissances issues de l'expérience. Il y a donc un lien particulier entre expérience et connaissance. En effet, l'expérience est construite en analysant, à l'aide d'experts dans le domaine d'étude, les informations issues du processus opérationnel. Ces connaissances extraites par les experts de façon plus ou moins explicite sont dites opérationnelles et sont généralisables pour obtenir un savoir contenant les connaissances issues de l'expérience. La notion d'expérience caractérise donc une combinaison d'informations contextualisées et formalisées par un expert. Rakoto et Béler [2008]; Rakoto [2004] proposent donc de faire correspondre l'expérience à un stade intermédiaire entre informations et connaissances (Figure I.12).

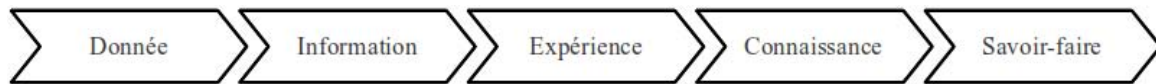


FIGURE I.12: Positionnement de l'expérience par rapport aux autres notions.

I.2.3.2 Typologies et dynamique des connaissances

La connaissance est une notion assez vague. Pour parvenir à une meilleure compréhension des différentes interprétations qui en sont faites, nous présentons dans cette partie deux typologies des connaissances telles qu'elles sont généralement perçues en entreprise. Par la suite, nous associons à ces typologies, une présentation de la dynamique des connaissances toujours dans ce même cadre industriel. Nous terminons par une synthèse appliquant les éléments présentés dans cette partie à notre étude.

Connaissances tacites ou explicites

Cette distinction issue de la psychologie cognitive [Polanyi, 1962] a été reprise en gestion des connaissances par [Hedlund et Nonaka, 1993]. Elle décrit la connaissance tacite comme abstraite, issue des représentations mentales, difficile à transmettre car non formalisée. Ce type de connaissance correspond à des connaissances innées ou apprises ainsi qu'au savoir-faire. Par exemple, le sens des relations humaines est une connaissance tacite car, même si il est possible de l'apprendre, il est très difficile de l'explicitier. La connaissance explicite correspond, quant à elle, à une connaissance formalisée, facilement transmissible à l'oral ou à l'écrit. Elle repose sur l'utilisation d'un vocabulaire précis et peut être informatisée au sein d'une base de connaissances. Par exemple, une procédure de maintenance contient des connaissances explicites.

Connaissances individuelles ou collectives

Chaque individu dispose de ses propres connaissances qu'il gère intuitivement à sa manière, c'est la connaissance individuelle. Celle-ci permet à chacun d'extraire de la connaissance à partir d'informations pour valoriser sa connaissance. Cependant, il existe d'autres connaissances, dites collectives [Duizabo et Guillaume, 1996], partagées entre plusieurs individus. Lorsqu'elle est formalisée et partagée, la connaissance peut avoir un sens collectif que l'on retrouve, par exemple, dans les « connaissances des entreprises » [Prax, 2000].

Dynamique des connaissances

Lors de la manipulation des connaissances, nous pouvons remarquer que des allers-retours entre connaissances tacites et explicites et entre connaissances individuelles et collectives sont effectués. Baumard [Baumard, 1996] a formalisé cette dynamique au moyen de la Figure I.13.

On peut aisément distinguer un cycle « classique » entre les états définis dans [Nonaka, 1994]. Dans un premier temps, la connaissance est explicite et collective, c'est la phase d'apprentissage des règles. Puis elle devient tacite et individuelle, c'est la phase d'intériorisation où la connaissance intègre des schémas mentaux (phénomène de l'intuition). Ensuite elle devient explicite et individuelle, c'est la phase d'expertise où elle peut être enseignée à d'autres, redevenant ainsi explicite et collective. Cependant, en dehors de ce cycle, certaines connaissances qui

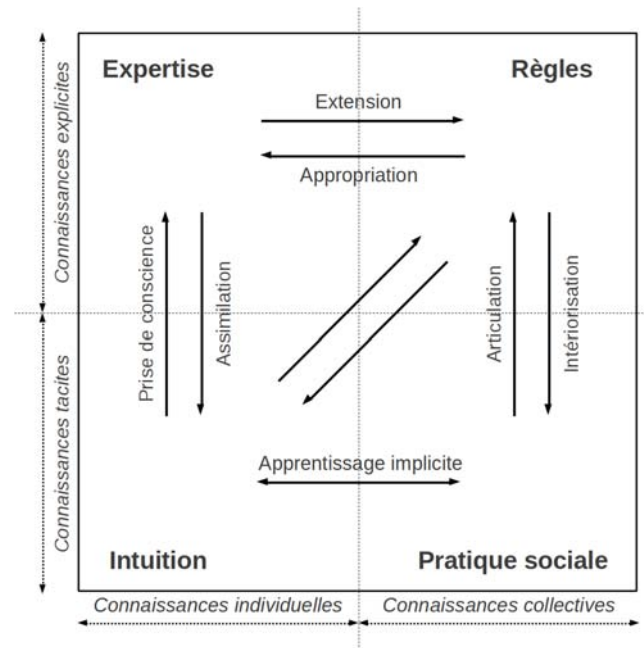


FIGURE I.13: Dynamique des connaissances d'après [Baumard, 1996].

sont connues de l'ensemble des acteurs deviennent tacites et collectives, elles intègrent alors les pratiques sociales. Toutefois, comme nous pouvons le voir dans la figure I.13, il est à noter qu'il existe d'autres mécanismes, tels que l'extension ou la prise de conscience, pour la connaissance de passer d'un état à l'autre sans suivre le cycle décrit précédemment.

1.2.3.3 Synthèse

Dans le cadre de notre étude, nous utiliserons donc les notions de données et d'informations qui seront capitalisées au sein d'une base de données statistique et les notions d'expériences et de connaissances qui seront issues de la connaissance de l'expert ou de l'extraction de la base de données statistique pour être introduites dans notre modèle. En ce qui concerne le type des connaissances qui seront utilisées, elles seront explicites pour toutes les informations issues de la vie du système mais il y aura cependant une part de connaissances tacites lorsque les experts donneront leurs avis.

Nous allons maintenant aborder les problématiques associées à la représentation des connaissances qui nous permettront de modéliser les connaissances à notre disposition pour les introduire dans un modèle d'évaluation des risques.

1.2.4 Représentation des connaissances

Il existe de nombreux modèles de représentation de la connaissance. Leur but est de représenter, à l'aide d'un langage, les différents types d'entités permettant de modéliser la connaissance. Comme nous l'avons vu précédemment, ces entités peuvent être des objets physiques ou des actions mais aussi des idées ou des relations entre les différents concepts. Haton [Haton et Haton, 2000] définit deux grands types de représentation :

- « les représentations déclaratives, dans lesquelles les connaissances sont décrites indépendamment de leur exploitation ultérieure. Elles sont à l'origine de la programmation déclarative d'un système à bases de connaissances ;
- les représentations procédurales, qui contiennent la façon dont les connaissances codées doivent être utilisées. »

Un formalisme de représentation des connaissances doit fournir un cadre formel d'expression de la connaissance et permettre la mise en place de mécanismes de raisonnement (aussi appelés mécanismes d'inférence). Nous pouvons donc distinguer trois spécifications principales permettant la construction d'un formalisme de représentation. Nous présenterons dans un premier temps la notion de vocabulaire qui est le cadre de l'expression de la connaissance. Nous aborderons ensuite le concept de grammaire qui permet l'agrégation et l'articulation des éléments de vocabulaire. Et, pour finir, nous parlerons des différents mécanismes de raisonnement qu'il est possible de développer à partir d'un formalisme de représentation des connaissances.

1.2.4.1 Vocabulaire et grammaire d'un formalisme de représentation des connaissances

La définition d'un vocabulaire, c'est-à-dire d'un support destiné à l'expression des connaissances, est fondamentale. Ce vocabulaire, aussi appelé ontologie, est l'ensemble structuré des concepts et des relations entre ces concepts. La connaissance qui doit être utilisée dans le modèle étudié doit nécessairement appartenir au cadre d'expression qu'est l'ontologie. L'objectif de la construction de ce vocabulaire est de modéliser l'ensemble des connaissances du domaine étudié. Selon Gruber [Gruber, 1995], il est possible de distinguer cinq critères objectifs qui permettent de concevoir une ontologie pertinente et efficace :

- La clarté, qui caractérise la capacité d'un terme de l'ontologie à représenter la signification attendue, indépendamment du contexte.
- La cohérence, qui représente la capacité à raisonner logiquement à partir des termes de l'ontologie, c'est-à-dire que rien dans l'ontologie ne doit contredire la définition d'un des concepts.
- L'extensibilité, qui caractérise la capacité de l'ontologie à être étendue par l'ajout de nouveaux termes sans contredire les définitions existantes.
- La distorsion minimale de l'encodage et l'engagement ontologique minimal, qui sont des notions plus techniques permettant de caractériser le degré de spécification et de complétude des définitions contenues dans l'ontologie.

La grammaire d'un formalisme correspond à la façon dont s'articulent les termes du vocabulaire entre eux pour modéliser une connaissance complète. Si le vocabulaire peut être commun à plusieurs formalismes de représentation des connaissances, chaque formalisme dispose de sa propre grammaire qui correspond à l'ensemble des opérateurs permettant de représenter les liens entre les concepts et servant de base aux mécanismes de raisonnement.

1.2.4.2 Raisonnement

L'objectif des mécanismes de raisonnement (ou d'inférence) est, à partir des connaissances formalisées grâce à un vocabulaire et une grammaire particulière, de créer de nouvelles connaissances en mettant en évidence des liens entre des concepts ou en généralisant la définition d'un concept. Selon Blanché et Oléron [Blanché, 1973; Oléron, 1977], il est possible de distinguer trois types de raisonnement majeurs (la déduction, l'induction et l'abduction) et des modes de

raisonnements annexes (tels que les raisonnements faux) La Figure I.14 présente la typologie de ces mécanismes d'inférence selon [Blanché, 1973].

Raisonnement rigoureux	Raisonnement non-rigoureux
<ul style="list-style-type: none"> • De type déductif : • Implication (déduction simple, syllogisme, ...) • Raisonnement par l'absurde • De type inductif : • Induction complète (étude de tous les cas possibles) • Raisonnement par récurrence • De type abductif : • Aucun 	<ul style="list-style-type: none"> • De type déductif : • Aucun • De type inductif : • Induction généralisante / expérimentale • Raisonnement par analogie • Argumentation rhétorique • De type abductif : • Abduction • Logiques : • Floue • Modale • Probabiliste • temporelle
Raisonnement faux	
<ul style="list-style-type: none"> • Paralogisme (involontairement faux) • Sophisme (volontairement faux) 	

FIGURE I.14: Typologie des modes de raisonnement selon [Blanché, 1973].

Il est donc possible de distinguer les raisonnements selon qu'ils soient rigoureux ou non (ils ne sont pas rigoureux s'ils laissent une place à l'incertitude). Il faut noter que le terme « rigoureux » est utilisé ici dans son sens littéral pour traduire la parfaite exactitude des résultats obtenus et non de la méthode employée qui peut être parfaitement rigoureuse même si les résultats obtenus sont incertains. Les notions centrales de cette typologie sont :

- la déduction : le raisonnement part d'une idée générale pour en déduire des propositions particulières,
- l'induction : le raisonnement part d'observations particulières pour aboutir à une conclusion de portée générale,
- l'abduction : le raisonnement consiste à supprimer les solutions improbables.

1.2.4.3 Synthèse

Dans le cadre de notre étude, nous utiliserons donc des modes de raisonnement non-rigoureux car, comme nous l'avons vu précédemment, la notion de risque est souvent liée à la notion d'incertitude. Parmi ces méthodes de raisonnement non-rigoureux, nous nous attacherons en particulier au raisonnement par analogie, c'est-à-dire par comparaison de solutions, qui est au cœur du processus de retour d'expérience. Les méthodes de représentations intégrant explicitement la notion d'incertitude sont également essentielles en vue de l'intégration de la notion de risque. En ce qui concerne les notions de vocabulaire et de grammaire, nous cherchons une approche permettant de simplifier au maximum la construction du cadre d'expression de la connaissance pour éviter les ambiguïtés et faciliter la lecture.

Parmi les nombreux formalismes « usuels » de représentation des connaissances, telles que les approches basées sur la logique [Hayes, 1977; Moore, 1966], sur les « frames » [Minsky, 1974] ou sur la combinaison de ces deux méthodes (approche orientée objet [Knublauch, 2002], logique de description [Brachman et Levesque, 1985], réseaux sémantiques [Collins et Quillian, 1970; Quillian, 1966] ou encore graphes conceptuels [Sowa, 1984]), aucun ne nous a semblé correspondre parfaitement à nos besoins, notamment à cause de la difficulté à représenter simplement la notion de causalité par ces formalismes.

Cette difficulté à représenter la causalité essentielle au concept de risque et la recherche d'une modélisation simple de la connaissance nous encourage à trouver une méthode de représentation alternative. C'est pourquoi, nous nous dirigeons vers une méthode de représentation des connaissances utilisant des variables (plus simples à mettre en œuvre que les « frames »), permettant de représenter la connaissance experte (vu sous la forme de règles logiques) et ayant une structure hiérarchique de type graphe. L'aspect graphique nous semble important, car il se prête particulièrement bien à la représentation du risque précédemment définie. Pour notre étude, nous avons choisi, dans un premier temps, les réseaux bayésiens qui respectent les contraintes que nous venons d'énoncer (partie II.1.1 - Réseaux bayésiens et diagrammes d'influence).

I.3 Retour d'expérience et risques

L'interaction entre le risque et le retour d'expérience est un mécanisme très naturel. Le fait d'être prévenu d'un risque permet d'accroître la vigilance face à ce risque. Une fois le risque identifié, il sera possible de choisir une politique de maîtrise du risque pour l'événement considéré. L'identification du risque se fait généralement par un retour d'expérience issu de la mémoire de la personne ou des différentes sources à sa disposition. Le retour d'expérience et la notion de risque sont donc très liés même dans les cas où aucun processus de retour d'expérience n'est formalisé et où aucune politique de maîtrise des risques n'est définie.

Cependant, lorsqu'une décision plus réfléchie est nécessaire, comme c'est habituellement le cas dans le milieu industriel où les raisons d'une décision doivent être rationnelles et généralement chiffrées, il devient impératif de construire des indicateurs pour fournir au décideur les outils dont il a besoin pour prendre la bonne décision. La construction de ces indicateurs nécessite donc la formalisation d'un processus de retour d'expérience ainsi qu'une évaluation objective des risques.

Nous allons donc ici présenter les liens qui existent entre retour d'expérience et évaluation des risques au travers d'une typologie croisée de ces deux domaines. Nous proposerons, ensuite, une architecture du risque permettant de prendre en compte le retour d'expérience et de fournir des indicateurs de risques performants.

I.3.1 Typologie croisée

Comme nous l'avons vu précédemment (partie I.1.3 - Évaluation des risques), l'évaluation du risque utilise le référentiel et les pyramides de risques comme outils pour positionner les situations rencontrées les unes par rapport aux autres. Ces deux outils peuvent également être utilisés pour positionner le type de retour d'expérience qu'il convient d'utiliser selon le type de risques à traiter.

Dans le cas des pyramides de risques, Béler [Béler, 2008] propose d'associer les différents niveaux de la pyramide des risques avec le type de retour d'expérience correspondant et le type de connaissances associées à chaque retour d'expérience (Figure I.15).

La pyramide de la Figure I.15 est issue de [ANAES - Agence Nationale d'Accréditation et d'Évaluation en Santé, 2003] et distingue plusieurs types d'événements qu'il est intéressant de définir.

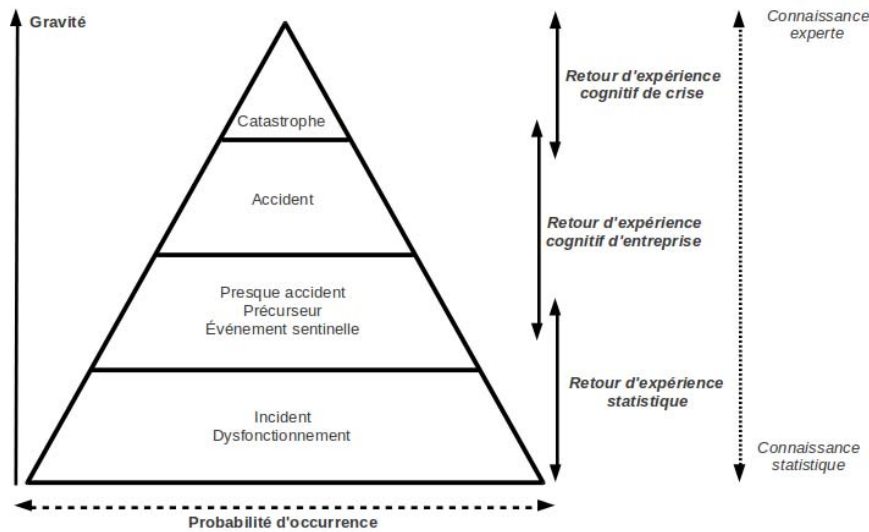


FIGURE I.15: Positionnement du retour d'expérience dans une pyramide des risques.

L'incident est un événement n'ayant entraîné aucune conséquence importante mais pouvant annoncer un événement plus grave. Le dysfonctionnement est un événement sortant du cadre de fonctionnement normal tel qu'une non-conformité (écart par rapport à une spécification), une anomalie (écart par rapport à une attente ou une préférence) ou un défaut (écart par rapport à une exigence). Ces deux types d'événements correspondent au premier niveau de la pyramide et, même s'ils sont sans gravité, ils permettent de mieux connaître le fonctionnement du système et donc de mieux le maîtriser. La capitalisation de ces événements prend tout son sens dans le cadre de la prévention des accidents. En effet, ceux-ci sont souvent liés à l'accumulation de ce type de problèmes mineurs.

Au second niveau de la pyramide, il est possible de distinguer trois types d'événements. Le presque-accident est un événement qui, sans des conditions particulières, aurait conduit à un accident. Le précurseur est un événement dont l'occurrence conduira vraisemblablement à un accident. L'événement sentinelle, selon l'Agence Nationale d'Accréditation et d'Évaluation en Santé (ANAES), « *identifie une occurrence défavorable qui sert de signal d'alerte et déclenche systématiquement une investigation et une analyse poussée* ». Ces événements permettent d'alimenter et de rendre plus efficace la démarche de management des risques mise en œuvre car ils sont généralement moins rares que les accidents et fournissent une quantité non-négligeable de données utiles à cette démarche.

Les deux derniers niveaux de la pyramide mettent en évidence les accidents et les catastrophes. L'accident est un événement soudain entraînant des conséquences graves, généralement en termes humains (blessure grave, décès) mais aussi dans d'autres domaines, en termes financiers, matériels ou encore écologiques. Dans [ANAES - Agence Nationale d'Accréditation et d'Évaluation en Santé, 2003], la catastrophe est un accident qui impacte plusieurs personnes lorsque les conséquences considérées sont humaines. Par extension aux autres domaines, la catastrophe est un accident dont le périmètre d'impact est plus large.

Le positionnement du retour d'expérience relativement à cette pyramide est assez naturel. En effet, il est possible de mettre en relation la quantité d'événements capitalisés avec le type de retour d'expérience. Ainsi la base de la pyramide qui correspond aux événements de faible gravité mais très fréquents sera traitée à l'aide d'un retour d'expérience statistique. Le sommet

correspondra, quant à lui, à un retour d'expérience de crise car il représente des événements peu fréquents mais très graves. La partie médiane de la pyramide sera traitée avec un retour d'expérience cognitif d'entreprise pour des événements qui ne sont pas suffisamment fréquents pour être traités par des statistiques et qui ne sont pas suffisamment graves pour nécessiter un retour d'expérience de crise.

Cette approche permet de mettre en relation risque et retour d'expérience, mais, comme nous l'avons précisé dans la partie I.1.3.2, les pyramides de risques ne permettent pas la mise en évidence des risques atypiques qui sont généralement les plus dangereux. Par conséquent, nous avons cherché à adapter cette représentation aux référentiels de risques qui comme nous l'avons vu (partie I.1.3.2 - Référentiel de risques) offrent une représentation plus complète des différents types de risques (Figure I.16).

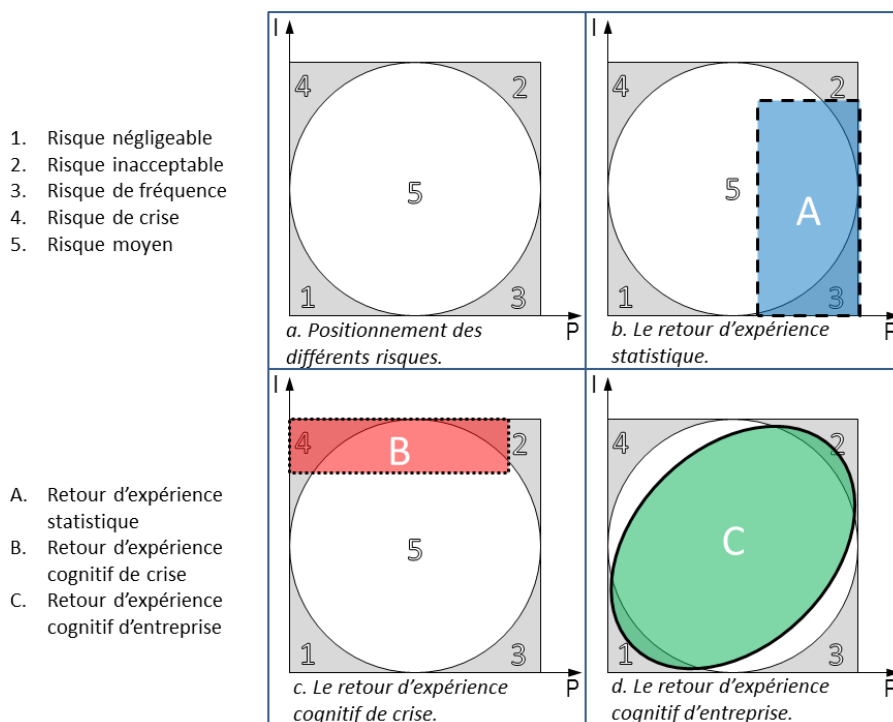


FIGURE I.16: Les classes de retour d'expérience dans un référentiel de risques.

La Figure I.16.a est un rappel du positionnement des différents types de risque dans un référentiel de risques décrit précédemment (Figure I.8). Les autres parties de cette figure présentent les champs d'activité des différents processus de retour d'expérience par rapport aux risques étudiés. Ainsi, le retour d'expérience statistique (Figure I.16.b – zone A) s'applique aux risques ayant une probabilité d'occurrence élevée tandis que le retour d'expérience de crise (Figure I.16.c – zone B) concerne les risques ayant un impact important. Pour finir, le retour d'expérience cognitif d'entreprise (Figure I.16.d – zone C) est utilisable pour un vaste panel de risques ayant des caractéristiques variées. Cette représentation permet donc de faire apparaître le domaine d'intérêt des mécanismes d'aide à la décision que nous souhaitons développer et qui se situe principalement dans la zone d'intersection des retours d'expérience statistiques et cognitifs.

1.3.2 Architecture du risque retenue

La représentation du risque en cascade que nous proposons d'utiliser correspond à celle présentée précédemment (Figure I.2). Les situations de risques sont donc imbriquées les unes dans les autres et se succèdent depuis des causes initiales jusqu'à des conséquences finales permettant ainsi de construire une cartographie complète des risques pour l'activité, la pièce ou le sous-ensemble qui doit être étudié.

Cette représentation permet de formaliser les connaissances issues de l'expérience. L'expertise est utilisée en parallèle du retour d'expérience classique pour retrouver l'enchaînement des événements et ainsi déterminer les causes primaires ayant entraîné les conséquences visibles in fine. Cette étape d'analyse permet de remonter à l'origine du problème effectivement rencontré, mais également, de définir la succession d'événements pouvant potentiellement conduire à un événement redouté.

Ce type de représentation offre un certain nombre de possibilités d'exploitation. En premier lieu, il permet, à partir des conséquences visibles d'un événement, de déterminer la présence possible de conséquences cachées ayant été entraînées par l'épisode étudié. Lors de l'utilisation, la mise en évidence d'un risque est facilitée car l'expérience capitalisée dans le passé montre l'association de plusieurs phénomènes conduisant à des conséquences redoutées (Figure I.17).

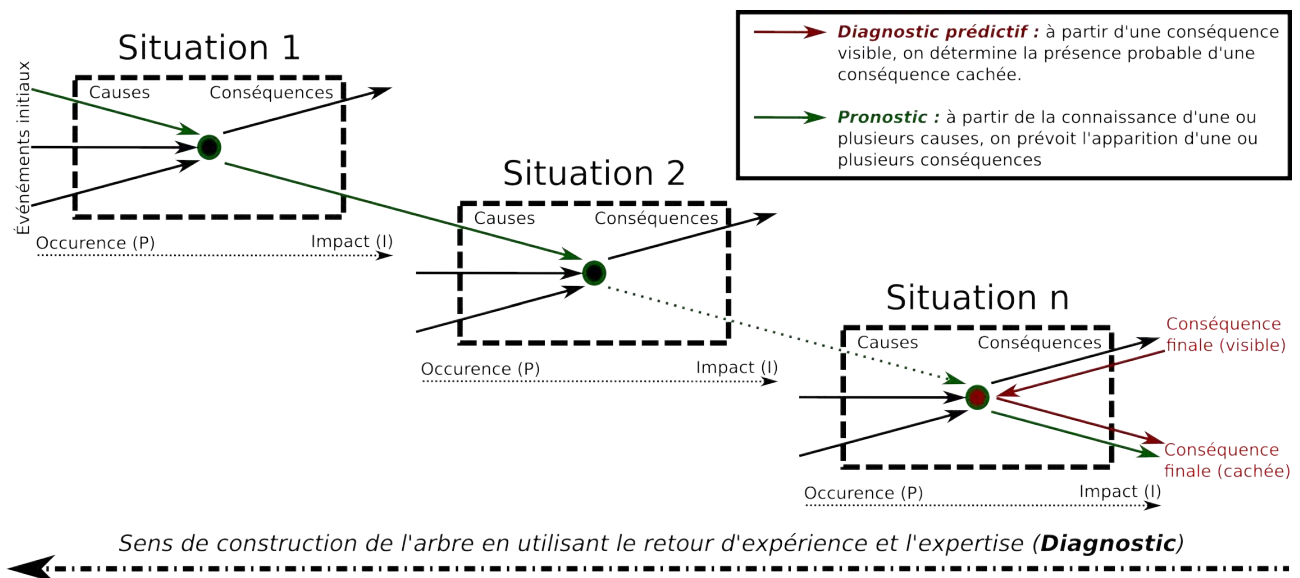


FIGURE I.17: Architecture de représentation des risques.

De plus, ce type de modèle permet d'introduire la connaissance statistique et/ou probabiliste issue d'une base de données dans le but de nuancer et de consolider les différentes informations. De cette manière, nous disposons d'outils supplémentaires pour assister le décideur dans sa prise de décision. Ainsi, des renseignements statistiques concernant un événement particulier sont mis en évidence en signalant, par exemple, que la conséquence visible considérée est associée dans $x\%$ des cas à une conséquence cachée ou encore que cette même conséquence visible est due, dans une certaine proportion, à une cause unique et la proportion restante étant une combinaison de deux causes totalement différentes. La réaction peut donc être adaptée, selon les cas, pour parvenir à une meilleure prise en charge des phénomènes.

I.4 Synthèse et problématique de recherche

Ce chapitre a permis de présenter les différents concepts qui composent le contexte général de ces travaux de recherche. Nous avons dans un premier temps défini la notion de risque et introduit le processus de management des risques en insistant particulièrement sur la phase d'évaluation des risques. Nous avons identifié une représentation des risques en cascade qui est prometteuse pour modéliser les enchaînements de situation de risque. Par la suite, nous avons abordé les concepts associés à la gestion des connaissances et en particulier au retour d'expérience. Nous avons présenté les retours d'expérience statistique et cognitif utilisés pour capitaliser les connaissances issues respectivement de bases de données ou d'avis d'experts. Pour finir, nous avons décrit les liens qui existent naturellement entre évaluation des risques et retour d'expérience. Ces liens nous ont permis de proposer une architecture globale de représentation des risques utilisant la représentation des risques en cascade et intégrant le retour d'expérience pour construire l'enchaînement des situations et alimenter le modèle en connaissances pour évaluer les risques.

Ce chapitre permet donc de mettre en perspective l'objectif que nous avons présenté en Introduction, à savoir l'évaluation des risques pour assister la décision lors de la déconstruction des avions en fin de vie à partir de connaissances statistiques et expertes, par rapport à l'état actuel des connaissances sur ce sujet. Nous pouvons donc identifier deux principaux verrous scientifiques qu'il faudra lever pour remplir cet objectif.

Le premier verrou concerne l'hybridation des retours d'expérience statistique et cognitif pour combiner les connaissances issues d'une base de données statistique avec les avis d'experts. Comme nous l'avons vu précédemment (partie I.2.2.1 - Typologie du retour d'expérience), les processus de traitement des connaissances par les retours d'expérience statistique et cognitif différent et il convient de mettre en œuvre les mécanismes permettant de les faire cohabiter.

Le second verrou concerne l'incertitude sur les connaissances utilisées pour évaluer le risque. En effet, si le concept de risque intègre la notion d'incertitude en ce qui concerne les événements étudiés, il convient également de tenir compte du caractère incertain des connaissances qui sont utilisées pour évaluer le risque, en particulier, lorsque cette évaluation a pour objectif d'aider à la décision. Le décideur doit donc être conscient de la fiabilité des informations dont il dispose pour prendre la meilleure décision possible. Cet état de fait est d'autant plus vrai dans notre cas où la connaissance d'experts (qui sont des humains donc avec des avis obligatoirement subjectifs) est utilisée pour pallier les limites d'une base de données qui ne disposent pas de suffisamment de données pour fournir des statistiques fiables.

Par conséquent, nous pouvons résumer la problématique de ces travaux à l'hybridation des processus de retours d'expérience statistique et cognitif en tenant compte de l'incertitude pour fournir une évaluation des risques destinée à l'aide à la décision.

Dans le chapitre suivant, nous proposons une première approche utilisée pour évaluer les risques en utilisant les méthodes probabilistes (réseaux bayésiens et diagramme d'influence). Nous mettons en évidence les limites de cette approche et introduisons des solutions permettant de surmonter ces difficultés.

Chapitre II

Méthodes bayésiennes pour l'évaluation des risques : limites et alternatives

II.1	Modèle pour l'évaluation des risques	36
II.1.1	Réseaux bayésiens et diagrammes d'influence	36
II.1.2	Proposition d'un modèle d'évaluation des risques	41
II.2	Couplage des fonctions de croyance et des réseaux bayésiens	50
II.2.1	Les fonctions de croyance	50
II.2.2	État de l'art	63
II.2.3	Propositions visant à affiner la problématique	66
II.3	Conclusion	68

Le chapitre précédent a permis de présenter le contexte général de notre étude et de préciser la problématique de ces travaux de recherche. Cette problématique consiste à hybrider les processus de retours d'expérience statistique et cognitif pour fournir une évaluation des risques. Nous avons donc pour objectif de construire un modèle pour l'évaluation des risques permettant de satisfaire cette problématique.

La première approche que nous mettons en œuvre s'appuie sur les réseaux bayésiens et leurs extensions, les diagrammes d'influence, qui reposent sur la théorie des probabilités et en particulier sur le théorème de Bayes. Le formalisme des réseaux bayésiens correspond parfaitement à nos objectifs en termes de représentation du risque et les diagramme d'influence permettent de mettre en œuvre l'évaluation du risque. Cependant, nous avons constaté certaines limites des méthodes bayésiennes, notamment pour ce qui concerne la combinaison entre connaissances statistiques et expertes et la représentation des incertitudes relatives à l'introduction de connaissances expertes. Par conséquent, nous nous intéressons à la théorie des fonctions de croyance qui doit nous permettre de surmonter ces difficultés et nous proposons des solutions pour coupler leur utilisation aux réseaux bayésiens.

Ce chapitre est organisé en deux sections. Dans la première section, après avoir introduit les formalismes des réseaux bayésiens et des diagrammes d'influence, nous proposons un modèle

destiné à l'évaluation des risques s'appuyant sur ces méthodes. Nous détaillons également les utilisations possibles de ce modèle et les limites que nous avons identifiées. Dans la deuxième section, après nous être intéressés aux différentes méthodes de modélisation de la connaissance imparfaite (et donc incertaine), nous présentons la méthode que nous avons choisie, les fonctions de croyance, et les solutions possibles pour coupler son utilisation avec les réseaux bayésiens.

II.1 Modèle pour l'évaluation des risques

Notre objectif est de construire un modèle permettant d'évaluer les risques. Ce modèle doit respecter les contraintes induites par les concepts définis dans le chapitre précédent. Nous avons choisi d'utiliser le formalisme des réseaux bayésiens et son extension, les diagrammes d'influence, pour représenter le risque, pour formaliser la connaissance et pour raisonner avec cette connaissance. Une des raisons principales de ce choix est que les réseaux bayésiens permettent de représenter des événements reliés les uns aux autres par des relations causales comme c'est le cas dans la représentation du risque que nous avons choisie d'utiliser (partie I.1 - Risque). Le fonctionnement de tels réseaux repose sur la théorie des probabilités et en particulier sur le théorème de Bayes, ce qui permet la modélisation de la probabilité d'occurrence qui constitue une des composantes de la mesure du risque. De plus, les diagrammes d'influence permettent d'ajouter une dimension décisionnelle au problème modélisé par les réseaux bayésiens, permettant ainsi de représenter la gravité qui constitue la deuxième composante de la mesure du risque.

Dans cette partie, nous présentons, dans un premier temps, les formalismes des réseaux bayésiens et des diagrammes d'influence d'un point de vue théorique. Par la suite, nous introduisons le modèle que nous proposons. Nous porterons une attention particulière à ses utilisations possibles et à ses limites.

II.1.1 Réseaux bayésiens et diagrammes d'influence

Les réseaux bayésiens sont des modèles graphiques destinés à formaliser la connaissance et à utiliser cette connaissance pour raisonner sur un problème. Une extension de ce formalisme, appelée diagramme d'influence, permet d'ajouter la dimension décisionnelle à la représentation du problème. Dans cette partie, nous allons présenter, dans un premier temps, le théorème de Bayes, fondement mathématique des réseaux bayésiens. Par la suite, nous définirons le principe des réseaux bayésiens puis nous insisterons sur l'inférence dans ces réseaux et nous terminerons en présentant les diagrammes d'influence.

II.1.1.1 Théorème de Bayes

Le théorème de Bayes [Bayes, 1763] est au centre du mécanisme d'inférence dans les réseaux bayésiens. Il permet de faire le lien entre une série d'hypothèses, caractérisées par des probabilités d'occurrence, et une série d'observations représentant l'état réel du système. À partir du théorème de Bayes, il est possible de mettre en œuvre deux types de raisonnement :

- le diagnostic, ou raisonnement par inférence ascendante, qui permet à partir d'une observation de retrouver la cause la plus probable parmi les hypothèses.

Illustration du théorème de Bayes [Bayes, 1763]

Supposons qu'un défaut peut apparaître sur une pièce. L'espace des observations est $D = \{Oui, Non\}$. Le défaut peut avoir trois causes, l'espace des hypothèses est alors $C = \{c_1, c_2, c_3\}$. Initialement, nous ne disposons que de la distribution de probabilités conditionnelles suivante :

$P(D C)$	$C = c_1$		$C = c_3$
$D = Oui$	0,90	0,75	0,35
$D = Non$	0,10	0,25	0,65

Étant donné que nous n'avons aucune information sur les causes, le principe d'équiprobabilité de la théorie des probabilités nous impose de répartir uniformément la probabilité entre les hypothèses donc $P(C=c_1)=P(C=c_2)=P(C=c_3)=1/3$. En utilisant le théorème de Bayes, nous pouvons déterminer la cause la plus probable de l'apparition du défaut :

	$C = c_1$	$C = c_2$	$C = c_3$
$P(C D = Oui)$	0,45	0,375	0,175

Exemple de calcul pour $C = c_1$:

$$\begin{aligned}
 P(C = c_1|D = Oui) &= \frac{P(C=c_1) \times P(D=Oui|C=c_1)}{\sum_{i=1}^3 P(C=c_i) \times P(D=Oui|C=c_i)} \\
 &= \frac{0,33 \times 0,9}{0,33 \times 0,9 + 0,33 \times 0,75 + 0,33 \times 0,35} = 0,45
 \end{aligned}$$

Nous pouvons également calculer la probabilité d'occurrence du défaut :

$$\begin{aligned}
 P(D = Oui) &= \sum_{i=1}^3 P(C = c_i) \times P(D = Oui|C = c_i) \\
 &= 0,33 \times 0,9 + 0,33 \times 0,75 + 0,33 \times 0,35 = 0,66
 \end{aligned}$$

Par la suite, un expert examine le problème et précise que la cause c_1 ne se produit que dans 10% des cas. La nouvelle distribution de probabilités conditionnelles concernant l'apparition du défaut et la probabilité d'occurrence du défaut est alors :

	$C = c_1$	$C = c_2$	$C = c_3$
$P(C = c_1)$	0,10	0,45	0,45
$P(C D = Oui)$	0,154	0,577	0,269
$P(D = Oui)$	0,585		

FIGURE II.1: Illustration du théorème de Bayes.

- la prédiction, ou raisonnement par inférence descendante, qui permet d'estimer la probabilité d'apparition d'une observation conditionnellement aux hypothèses.

D'un point de vue mathématique, nous nommons l'espace des hypothèses $\Theta = \{\theta_1, \dots, \theta_i, \dots\}$ et l'espace des observations $\Omega = \{\omega_1, \dots, \omega_k, \dots\}$. Pour représenter le lien entre observations et hypothèses, la théorie des probabilités permet l'utilisation d'une distribution de probabilités conditionnelles sur les observations connaissant chacune des hypothèses. Cette distribution de probabilités peut être notée $P^\Omega(\cdot|\theta_i)$.

Lorsqu'une source d'information fournit un avis concernant les valeurs des hypothèses $\theta_i \in \Theta$, cette opinion est alors représentée sous la forme d'une distribution de probabilités conditionnelles sur l'ensemble des observations Ω , notée $P(\omega_k|\theta_i)$, qui caractérise la vraisem-

blance de l'observation ω_k connaissant l'hypothèse θ_i . Le théorème de Bayes peut alors être utilisé pour effectuer un raisonnement par inférence ascendante visant à déterminer la cause la plus probable de cette observation en calculant la distribution de probabilités à posteriori $P^\Theta(\cdot|\omega_k)$:

$$P(\theta_i|\omega_k) = \frac{P(\theta_i) \times P(\omega_k|\theta_i)}{\sum_{\theta_i \in \Theta} P(\theta_i) \times P(\omega_k|\theta_i)} \quad (\text{II.1.1})$$

Lorsque la distribution de probabilités $P(\cdot|\theta_i)$ est connue (c'est-à-dire la probabilité d'occurrence d'une observation connaissant chaque hypothèse) et qu'une hypothèse $P(\theta_i)$ est émise, le théorème de Bayes permet de mettre en œuvre le raisonnement par inférence descendante pour estimer l'effet d'une hypothèse sur les observations $P(\omega_k)$ en calculant la distribution de probabilités sur les observations permettant alors de prédire l'observation la plus probable :

$$P(\omega_k) = \sum_{\theta_i \in \Theta} P(\theta_i) \times P(\omega_k|\theta_i) \quad (\text{II.1.2})$$

La figure II.1 présente un exemple illustrant l'utilisation des deux mécanismes de raisonnement utilisant le théorème de Bayes.

II.1.1.2 Généralités sur les réseaux bayésiens

Les réseaux bayésiens [Pearl, 1988] permettent de formaliser les connaissances sous la forme d'un graphe causal associé à un espace probabilisé. Ce sont des graphes orientés et sans circuit où la connaissance est représentée par des variables. Chaque nœud du graphe correspond à une variable et les arcs représentent les dépendances probabilistes entre ces variables. Formellement, un réseau bayésien est défini par [Murphy, 2002; Naïm *et al.*, 2004] :

- un graphe orienté sans circuit, noté $\mathcal{G} = (\mathcal{V}, \mathcal{E})$, avec \mathcal{V} , l'ensemble des nœuds de \mathcal{G} , et \mathcal{E} , l'ensemble des arcs de \mathcal{G} ,
- un espace probabilisé fini $(\Omega, \mathcal{A}, \mathcal{P})$, où Ω est l'univers, c'est-à-dire l'ensemble ayant comme éléments tous les objets considérés dans le problème, \mathcal{A} est une tribu¹ sur Ω et \mathcal{P} est une mesure sur Ω telle que $\mathcal{P}(\Omega) = 1$,
- un ensemble de variables aléatoires, définies sur $(\Omega, \mathcal{A}, \mathcal{P})$, correspondantes à chaque nœud du graphe, tel que l'ensemble des probabilités associées à ces variables définit la distribution de probabilités jointe pour le réseau :

$$\mathcal{P}(\mathcal{V}_1, \mathcal{V}_2, \dots, \mathcal{V}_n) = \prod_{i=1}^n \mathcal{P}(\mathcal{V}_i | pa(\mathcal{V}_i)) \quad (\text{II.1.3})$$

avec $pa(\mathcal{V}_i)$, l'ensemble des parents (aussi appelés prédécesseurs ou causes) de \mathcal{V}_i dans le graphe \mathcal{G} .

Il existe deux types de table de probabilités dans les réseaux bayésiens [Naïm *et al.*, 2004]. Les tables de probabilités a priori (Tableau II.2) permettent de définir les chances que la variable \mathcal{V}_a n'ayant pas de parent soit dans un état a_i .

Les tables de probabilités conditionnelles (Tableau II.1) permettent de définir les chances qu'une variable \mathcal{V}_b soit dans l'état b_j en fonction de l'état de ses parents [Godichaud, 2009].

1. Le lecteur intéressé par la notion de tribu et plus généralement par le concept d'espace probabilisé (ou espace de probabilité) pourra se rapporter à Papoulis et Pillai [2002].

État de \mathcal{V}_a	Probabilité	Commentaire
$\mathcal{V}_a = a_1$	$\mathcal{P}(\mathcal{V}_a = a_1)$	A priori, la probabilité que $\mathcal{V}_a = a_i$ est $\mathcal{P}(\mathcal{V}_a = a_i)$ sachant que $\sum_{i=1}^n \mathcal{P}(\mathcal{V}_a = a_i) = 1$.
...	...	
$\mathcal{V}_a = a_n$	$\mathcal{P}(\mathcal{V}_a = a_n)$	

TABLE II.1: Table de probabilités a priori.

Les tables de probabilités conditionnelles peuvent également définir des règles déterministes comme, par exemple, *si* $\mathcal{V}_a = a_1$ *alors* $\mathcal{V}_b = b_1$. Ces règles permettent alors de modéliser des portes logiques ou des problèmes de satisfaction de contraintes.

État de \mathcal{V}_a	Probabilité de \mathcal{V}_b		
	$\mathcal{V}_b = b_1$...	$\mathcal{V}_b = b_k$
$\mathcal{V}_a = a_1$	$\mathcal{P}(\mathcal{V}_b = b_1 \mathcal{V}_a = a_1)$...	$\mathcal{P}(\mathcal{V}_b = b_k \mathcal{V}_a = a_1)$
...
$\mathcal{V}_a = a_n$	$\mathcal{P}(\mathcal{V}_b = b_1 \mathcal{V}_a = a_n)$...	$\mathcal{P}(\mathcal{V}_b = b_k \mathcal{V}_a = a_n)$

TABLE II.2: Table de probabilités conditionnelles.

La Figure II.2 présente un exemple de modélisation d'un problème simple par les réseaux bayésiens et des tables de probabilités qui lui sont associées.

II.1.1.3 Inférence

L'inférence dans un réseau bayésien consiste à propager l'information dans le réseau. En effet, un modèle utilisant le formalisme des réseaux bayésiens n'est généralement pas destiné à être une représentation statique des connaissances. Il doit permettre de raisonner avec ces informations et peut être mis à jour en fonction des nouvelles connaissances qui sont acquises en cours de fonctionnement pour affiner les résultats.

Ces nouvelles connaissances susceptibles d'affecter le réseau se présentent sous la forme d'une information, dite élémentaire et notée \mathcal{I} , relative à un nœud particulier. Il existe deux types d'information élémentaire Naïm *et al.* [2004]. L'information élémentaire dite « déterministe » permet d'instancier une variable, c'est-à-dire que la variable prend une valeur précise (par exemple $\mathcal{P}(\mathcal{V}_a = a_1 | \mathcal{I}) = 1$). L'information élémentaire dite « imprécise » modifie la distribution de probabilités d'une variable, par exemple en excluant une valeur de l'univers de la variable ($\mathcal{P}(\mathcal{V}_a = a_1 | \mathcal{I}) = 0$) ou plus généralement en changeant la loi ($\mathcal{P}(\mathcal{V}_a = a_1 | \mathcal{I}) \neq \mathcal{P}(\mathcal{V}_a = a_1)$).

Suite à l'intégration de ces nouvelles connaissances dans le réseau bayésien, l'ensemble des contenus des variables du réseau doit être mis à jour pour tenir compte des changements. Cette opération s'appelle inférence probabiliste et est un problème NP-difficile² [Cooper, 1990]. Le problème de l'inférence probabiliste est un sujet de recherche très développé dans la littérature

2. Un problème est dit NP-difficile si il est, au moins aussi compliqué à résoudre qu'un problème NP-complet sans obligatoirement appartenir à la classe NP. La classe de problème NP (Non-deterministic Polynomial time), dans le cadre de la théorie de la complexité des algorithmes, réunit les problèmes qui peuvent être résolus dans un temps polynomial par une machine non-déterministe. Le lecteur intéressé par la notion de complexité pourra se reporter à [Lacomme *et al.*, 2003], dans le cadre de la théorie des graphes, et à [Papadimitriou et Steiglitz, 1998], dans un cadre plus général.

Exemple de modélisation d'un problème par les réseaux bayésiens

Un défaut D, qui peut affecter une pièce, a deux causes possibles C_1 et qui apparaissent parfois simultanément aggravant ainsi la probabilité d'occurrence du défaut. Un expert fournit la connaissance sur les probabilités d'occurrence a priori des causes et sur la probabilité d'occurrence conditionnelle du défaut. Voici le graphe résultant de la modélisation par réseau bayésien et les tables de probabilités qui lui sont associées :

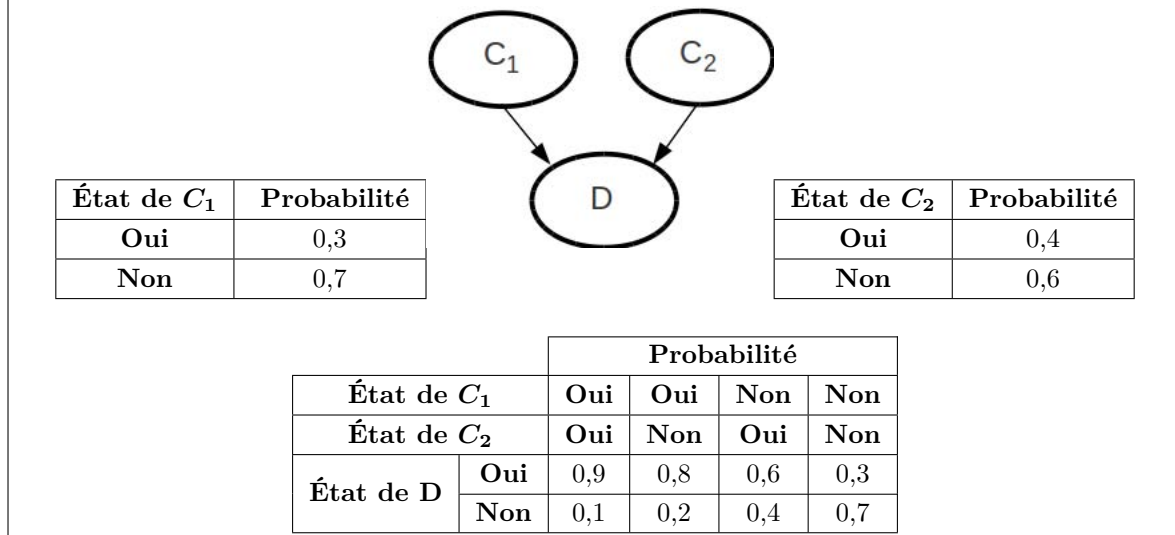


FIGURE II.2: Exemple de modélisation par les réseaux bayésiens.

et sa résolution requiert généralement des méthodes issues de la théorie des graphes. Nous allons évoquer ici différentes approches permettant de mettre en œuvre l'inférence probabiliste mais nous n'approfondirons pas les concepts sous-jacents liés à la théorie des graphes. Le lecteur intéressé par cette théorie, et par les algorithmes qui permettent son implémentation, pourra se rapporter à [Gondran et Minoux, 1990; Lacomme *et al.*, 2003; Murphy, 2002].

Il est possible de distinguer les méthodes d'inférence qui fournissent un résultat approché de celles fournissant un résultat exact. Parmi les méthodes approchées, la plupart utilisent des mécanismes stochastiques pour simuler un grand nombre de fois le réseau et obtenir ainsi une probabilité jointe du réseau [Henrion, 1988; Neal, 1993]. Ce type de méthode n'est utile que dans le cas de réseau très complexes. Une autre façon d'appréhender ce type de réseau consiste à utiliser des méthodes exactes sur un réseau ayant une topologie simplifiée par rapport à la topologie réelle [D'Ambrosio, 1993; Kjaerulff, 1993].

Il existe deux types principaux de méthodes exactes. On trouve d'abord les méthodes utilisant la propagation de messages prolongées par des algorithmes de conditionnement qui consistent à calculer localement les probabilités pour chaque nœud du graphe [Kim et Pearl, 1983; Pearl, 1988]. L'information est propagée sous forme de messages le long des arcs d'un nœud voisin à un autre jusqu'à ce que l'intégralité du réseau soit mis à jour. Le second type de méthodes exactes utilise le regroupement de nœuds pour modifier le graphe pour obtenir un arbre de jonction (par des processus appelés « moralisation » et « triangulation ») [Jensen *et al.*, 1990; Jensen et Nielsen, 2007; Lauritzen et Spiegelhalter, 1988]. Chaque nœud de cet arbre de jonction représente une clique, c'est-à-dire un sous-graphe³, du réseau bayésien. Des algorithmes

3. Le sous-graphe et la clique sont des notions relatives à la théorie des graphes, pour plus d'information

de propagation de messages simplifiés permettent ensuite la propagation de l'information.

Dans le cadre de nos travaux sur les réseaux bayésiens, nous avons utilisé le logiciel NETICA (www.norsys.com) qui utilise, entre autres méthodes d'inférence, les arbres de jonction pour propager l'information. L'exemple de la figure II.3 a été réalisé à l'aide de ce logiciel pour montrer les résultats de l'inférence sur le problème de la figure II.2.

II.1.1.4 Diagrammes d'influence

Les diagrammes d'influence [Howard et Matheson, 2005] permettent de représenter graphiquement des situations décisionnelles. Il s'agit d'une généralisation des réseaux bayésiens qui offre des possibilités pour modéliser et résoudre non seulement les problèmes probabilistes mais également les problèmes d'aide à la décision. Pour cela, deux types de nœuds supplémentaires sont disponibles par rapport aux réseaux bayésiens. Il existe donc trois sortes de nœuds dans un diagramme d'influence [Godichaud, 2009] :

- Les nœuds chance représentent les différentes variables du problème. Ce sont les mêmes nœuds que dans les réseaux bayésiens.
- à la disposition du décideur pour chaque décision du problème.
- Les nœuds d'utilité permettent d'évaluer ces différentes alternatives selon un critère à optimiser. Ce critère est souvent représenté sous la forme d'un coût. Ces nœuds sont associés à des tables d'utilité.

Dans un diagramme d'influence, étant donné que la nature des différents nœuds varie, la signification d'un arc diffère selon les nœuds qu'il relie :

- Lorsqu'un arc relie deux nœuds chance, il a la même signification que dans un réseau bayésien, c'est à dire qu'il représente le lien de causalité entre les deux variables.
- Lorsqu'un arc pointe sur un nœud chance à partir d'un nœud de décision, il signifie que chaque alternative du nœud de décision influence les différentes valeurs que peut prendre la variable représentée par le nœud chance.
- Lorsqu'un arc pointe vers un nœud de décision, il signifie que la prise de décision nécessite la connaissance de la valeur du nœud d'origine de l'arc.
- Lorsqu'un arc pointe vers un nœud d'utilité, il représente une des composantes de la table d'utilité associée à ce nœud.

La figure II.4 reprend l'exemple précédent utilisant les réseaux bayésiens et étend le problème modélisé avec la notion de prise de décision.

L'évaluation des différentes alternatives de la décision se fait en multipliant membre à membre la distribution de probabilités d'occurrence du nœud chance par la distribution d'utilité du nœud d'utilité et en additionnant les termes correspondants à une alternative de la décision. Notons que cette approche est similaire à la méthode du calcul du risque par la formule $P = R \times I$, ce qui nous permettra par la suite d'effectuer l'évaluation du risque dans le modèle que nous proposons. L'exemple de la figure II.5 illustre ce principe avec les résultats issus du logiciel NETICA.

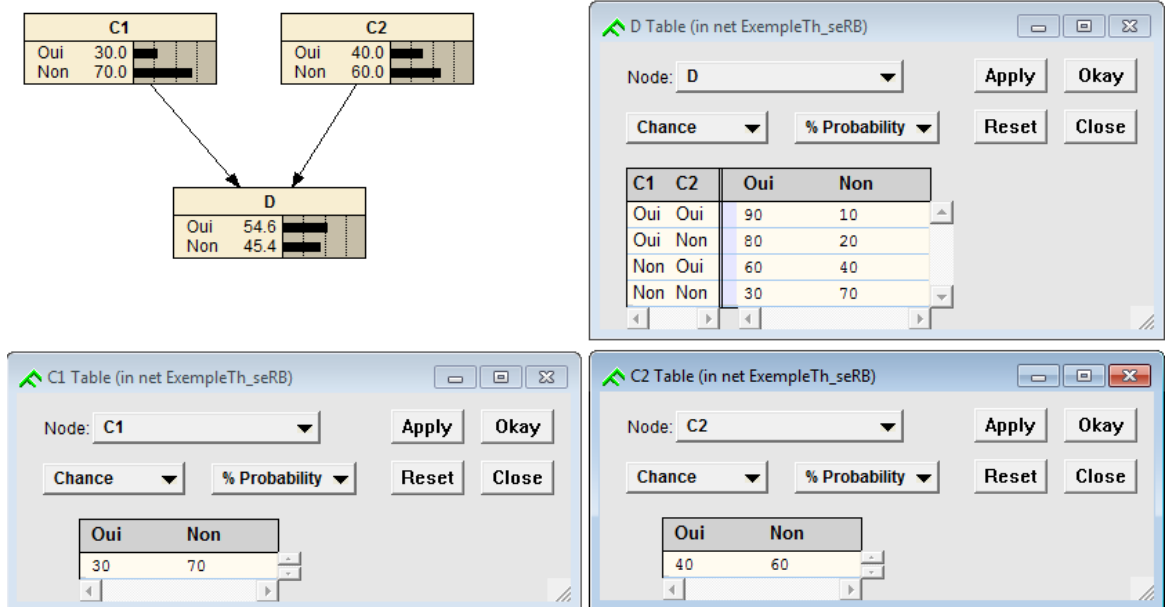
II.1.2 Proposition d'un modèle d'évaluation des risques

Les fondements théoriques des réseaux bayésiens et des diagrammes d'influence ayant été présentés, nous allons décrire le modèle d'évaluation des risques proposé, basé sur ces for-

le lecteur intéressé pourra se rapporter à Gondran et Minoux [1990]; Lacomme *et al.* [2003]; Naïm *et al.* [2004].

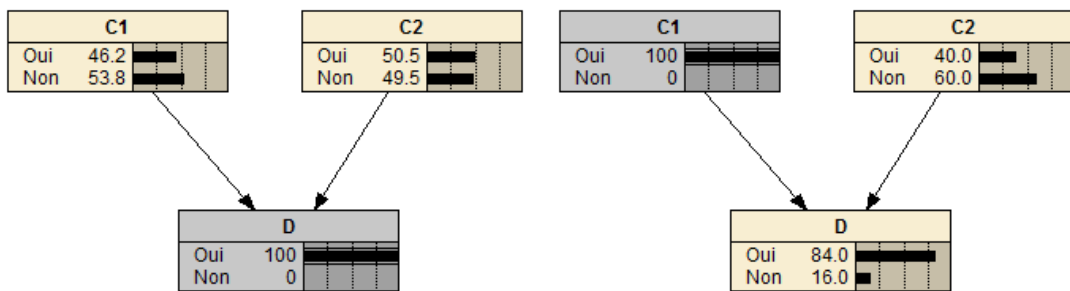
L'inférence dans un réseau bayésien.

Nous reprenons l'exemple de la figure II.4 et nous le modélisons grâce au logiciel NETICA (www.norsys.com) :



La compilation du modèle propage les informations dans le graphe et permet de connaître la probabilité de D en fonction des tables de probabilités a priori des deux causes et de la table de probabilité conditionnelle du défaut..

Il est alors possible d'effectuer deux types de raisonnement. Si une information relative à l'état réel du défaut sur la pièce apparaît, il est possible d'effectuer une opération de diagnostic pour retrouver la cause la plus probable. Il convient alors d'introduire une information élémentaire déterministe sur D ($P(D=Oui)=1$) et le logiciel effectue les calculs d'inférence pour fournir les distributions de probabilités des deux causes. Inversement, si des informations complémentaires concernant une cause se présentent, il est alors possible d'effectuer une opération de pronostic pour déterminer l'état le plus probable de D.



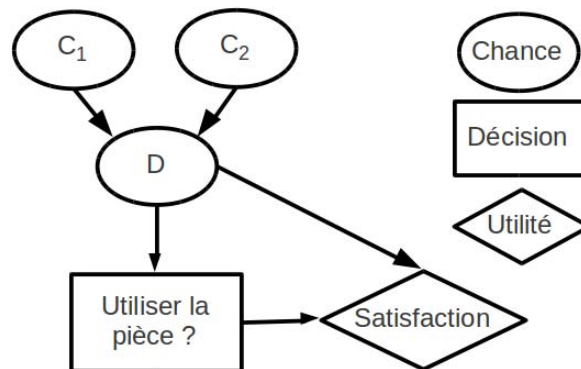
(a) Inférence de type « Diagnostic » (b) Inférence de type « Pronostic »

FIGURE II.3: Illustration de l'inférence dans un réseau bayésien.

Illustration de la modélisation par les diagrammes d'influence.

Reprenons le problème de l'exemple de la figure II.2 en ajoutant la notion de décision à cette modélisation. Avec une modélisation uniquement bayésienne, le résultat obtenu est une évaluation de la probabilité d'occurrence du défaut. L'objectif concerne maintenant la prise de décision afin de choisir si la pièce peut être utilisée ou non. Le principal critère de la décision concerne l'apparition réelle du défaut qui engendre une perte financière pour l'entreprise si la pièce a été revendue. De plus, si le défaut n'apparaît pas et que la pièce a été vendue, l'entreprise aura pris la bonne décision. Il est également possible d'inclure la notion de regret dans la modélisation pour le cas où la pièce n'a pas été vendue et où le défaut n'est pas apparu.

Il faut donc ajouter un nœud de décision, représentant les alternatives à la disposition du décideur (utiliser la pièce ou non), et un nœud d'utilité, représentant le degré de satisfaction du décideur en fonction de l'occurrence du défaut. Voici le nouveau graphe et les tables qui complètent la modélisation :



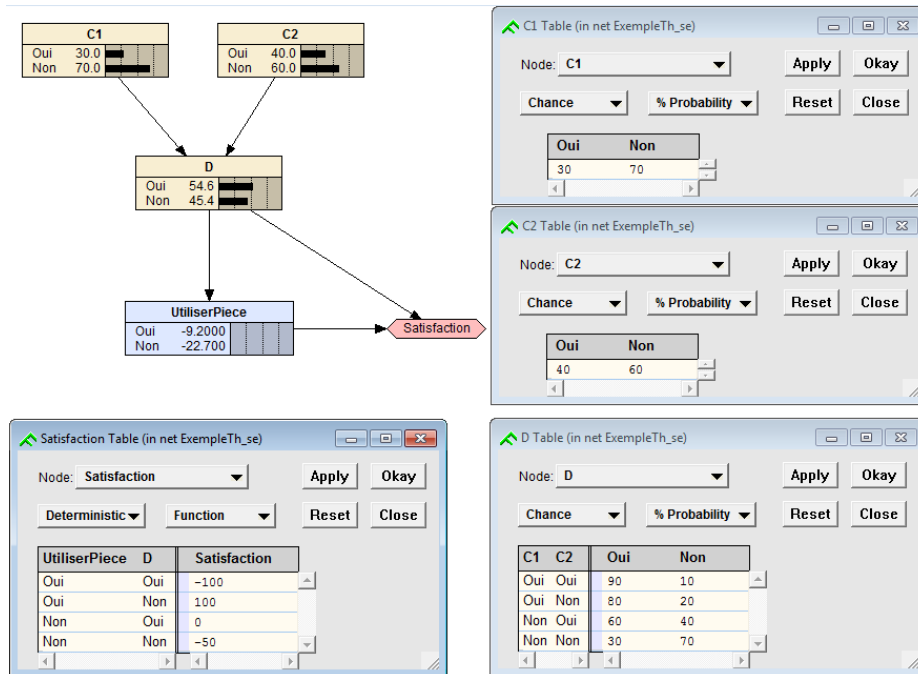
		État de D	
		Oui	Non
Utiliser la pièce ?	Oui	-100	+100
	Non	0	-50

Table de satisfaction (nœud d'utilité).

FIGURE II.4: Exemple de modélisation d'un problème par les diagrammes d'influence.

L'inférence dans un diagramme d'influence.

L'exemple de la figure II.4 est retranscrit dans le logiciel NETICA. Les nœuds chance sont en beige, les nœuds de décision en bleu et les nœuds d'utilité en rose :



L'évaluation des différentes alternatives de la décision se fait par le calcul décrit précédemment. Par exemple, dans le cas où il n'y a aucune information supplémentaire, l'évaluation de l'alternative UtiliserLaPièce=Oui se fait par le calcul suivant :

$$\begin{aligned}
 E(\text{UtiliserLaPièce} = \text{Oui}) &= \mathcal{P}(D = \text{Oui}) \times \text{Satisfaction}(\text{UtiliserLaPièce} = \text{Oui} \mid D = \text{Oui}) \\
 &+ \mathcal{P}(D = \text{Non}) \times \text{Satisfaction}(\text{UtiliserLaPièce} = \text{Oui} \mid D = \text{Non}) \\
 &= 0,546 \times (-100) + 0,454 \times 100 = -9,2
 \end{aligned}$$

Dans la modélisation présentée ici, le choix de la meilleure alternative Il est en effet possible, en se basant sur l'information. du réseau bayésien de prendre une décision valide plus tôt, sans disposer dans le réseau (en gris) et mettent à jour la probabilité d'occurrence du défaut :

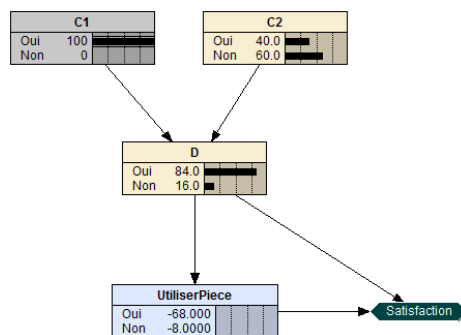


FIGURE II.5: Illustration de l'inférence dans un diagramme d'influence.

malismes. Dans un premier temps, nous présenterons ce modèle, puis nous développerons ses utilisations potentielles et, pour finir, nous aborderons ses limites.

II.1.2.1 Présentation du modèle

Pour construire le modèle d'évaluation des risques, nous avons choisi de nous baser sur la représentation des risques en cascade (Figure I.2). Nous avons cependant fait évoluer cette modélisation car, dans notre cas, l'événement redouté n'est pas le défaut mais les conséquences de ce défaut qui sont généralement plus destructrices que le défaut en lui-même. Nous avons également choisi de n'utiliser que des variables discrètes, c'est-à-dire avec un nombre de valeurs possibles connu et fini. Ce choix est dû au fait que les variables représentent principalement l'occurrence d'événements ou l'état physique d'un système ce qui, par conséquent, ne nécessite pas de variables continues qui compliquent la propagation des connaissances dans le réseau.

Le modèle (Figure II.6) utilise les principes du diagramme d'influence pour fournir une évaluation du risque sur une pièce ou sur un sous-ensemble. Il est composé de deux parties que nous allons détailler par la suite. le risque et calculer la probabilité d'occurrence des événements redoutés. La seconde partie utilise les probabilités calculées par la première partie du modèle et les notions d'utilité et de décision des diagrammes d'influence pour évaluer les risques.

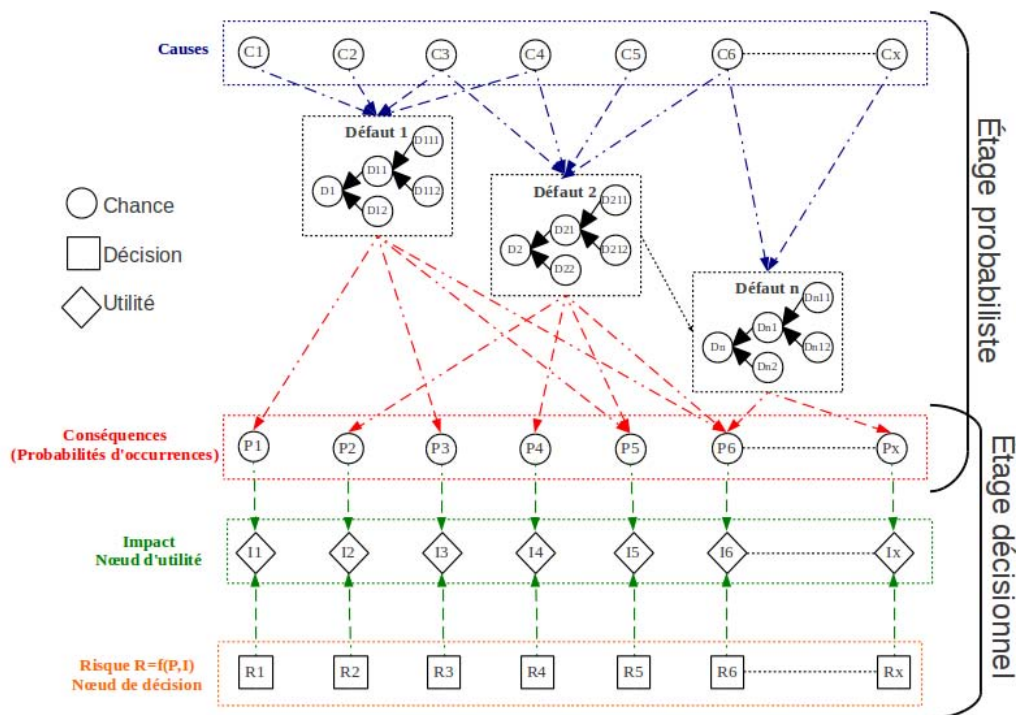


FIGURE II.6: Modèle d'évaluation des risques.

Étage probabiliste

Nous utilisons une structure sur trois niveaux pour représenter le risque et calculer sa probabilité d'occurrence. Les connaissances introduites ici caractérisent l'état du système. Cette phase de traitement des données repose uniquement sur les réseaux bayésiens et les mécanismes d'inférence qui leur sont associés pour propager l'information dans les trois niveaux suivants :

- les causes : événements qui conduisent à la survenue du ou des défauts. Les causes peuvent être issues de la vie du système mais peuvent aussi être des conséquences d'un défaut. Ainsi les conséquences d'un défaut peuvent influencer sur la survenue d'un autre défaut. Pour des raisons de lisibilité, ces liens ne sont pas représentés sur la figure II.6 mais doivent faire l'objet d'une attention particulière lors de la modélisation pour éviter les circuits dans le réseau.
- les défauts : phénomènes physiques observés sur une pièce, un sous-ensemble Les raisons du choix d. Nous avons choisi de créer des défauts hiérarchisés pour respecter la structure du système étudié. Par conséquent, un système composé de deux pièces sera associés à trois défauts (un par pièce et un pour le système complet). La présence du défaut sur une pièce implique obligatoirement que le défaut est également présent sur le système complet. A l'inverse, la présence du défaut sur le système complet ne permet pas, a priori, de déterminer quelle pièce est effectivement touchée. Cette situation peut donc être modélisée par un OU logique.
- les conséquences : événements redoutés induits par le ou les défauts. Comme nous l'avons précisé précédemment, une conséquence d'un défaut peut également être la cause d'un autre défaut.

Des probabilités d'occurrence sont associées aux défauts, à leurs causes et à leurs conséquences. Les mécanismes d'inférence permettent de faire évoluer ces probabilités en fonction des observations faites et donc des certitudes acquises en cours d'utilisation. Les causes sont caractérisées par leurs probabilités d'occurrence (par exemple, il y a 10% de chance que la cause C1 soit vraie). La connaissance sur les défauts et les conséquences est définie par des tables de probabilités conditionnelles regroupant les informations relatives à l'impact des différentes causes sur la probabilité d'apparition du défaut (par exemple, si C1 et C2 sont vraies, il y a 90% de chance que D11 soit vrai ou si D1 est vrai alors il y a 70% de chance que P1 soit vraie). En ce qui concerne les défauts en particulier, ils sont également soumis à des règles qui répercutent la survenue d'un événement au niveau immédiatement supérieur (par exemple si D11 est vrai alors D1 est vrai).

L'exemple de la figure II.7 permet d'illustrer l'utilisation du modèle sur un cas simple d'application.

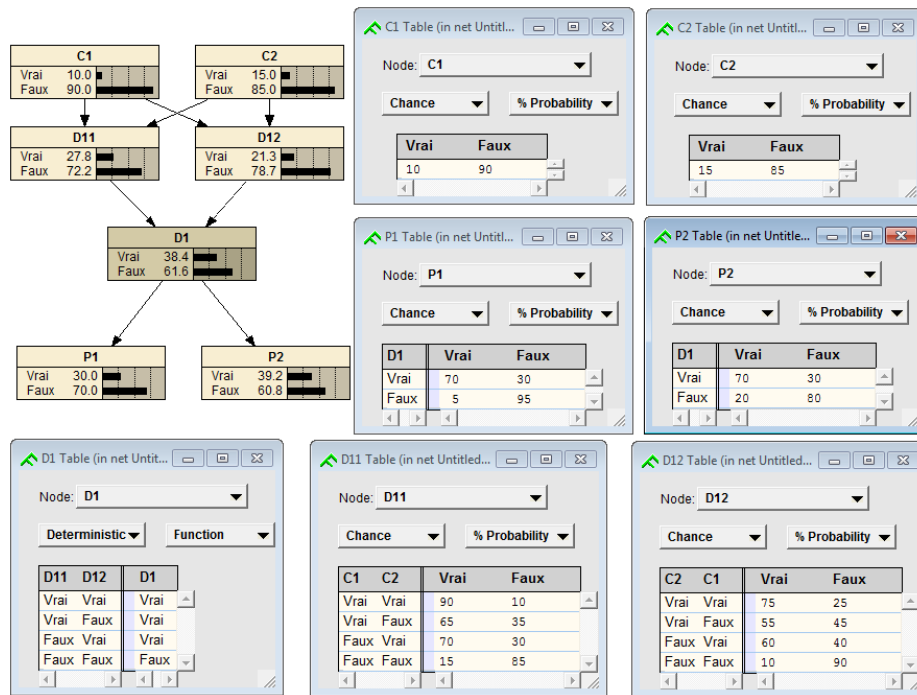
Étage décisionnel

La seconde partie du modèle permet l'évaluation du risque en introduisant les éléments propres aux diagrammes d'influence. Nous avons utilisé les nœuds d'utilité pour stocker la connaissance nécessaire à la décision permettant de quantifier l'impact d'une conséquence. Il y a donc autant de nœuds d'utilité que de conséquences. Chaque conséquence est alors couplée avec un nœud d'utilité, lui même lié à un nœud de décision qui permet alors d'évaluer le risque en utilisant une fonction de type « $\text{Risque} = f(P, I)$ ».

Concrètement, nous détournons le principe du nœud de décision de son utilisation classique pour évaluer une décision avec une seule alternative. Le nœud d'utilité qui lui est associé utilise une valeur par alternative et par état possible de la conséquence. Cette valeur représente l'impact de la conséquence sur une échelle de 0 à 100 selon l'état de la conséquence. Ensuite, le calcul permettant d'évaluer le risque est le même calcul que celui qui permet d'évaluer les alternatives d'une décision, présenté précédemment (partie II.1.1.4 - Diagrammes d'influence) et qui revient à multiplier la probabilité d'occurrence de la conséquence par son impact.

Dubois2009ment de l'étage probabiliste du modèle

Cet exemple est une modélisation d'un problème simple, à l'aide du logiciel NETICA, en utilisant l'étage probabiliste du modèle d'évaluation des risques. Le système étudié a deux sous-systèmes qui sont soumis à un même défaut. Ce défaut a deux causes et deux conséquences potentielles. Voici le réseau et les tables de probabilités qui lui sont associées :



Il faut noter que la table liant le défaut sur le système D1 au défaut sur les sous-systèmes D11 et D12, est une table logique représentant un OU logique, c'est-à-dire que si le défaut apparaît sur un sous-système, il est obligatoirement présent sur le système complet. À partir de ce modèle, nous pouvons envisager deux types de raisonnement : le diagnostic et le pronostic.

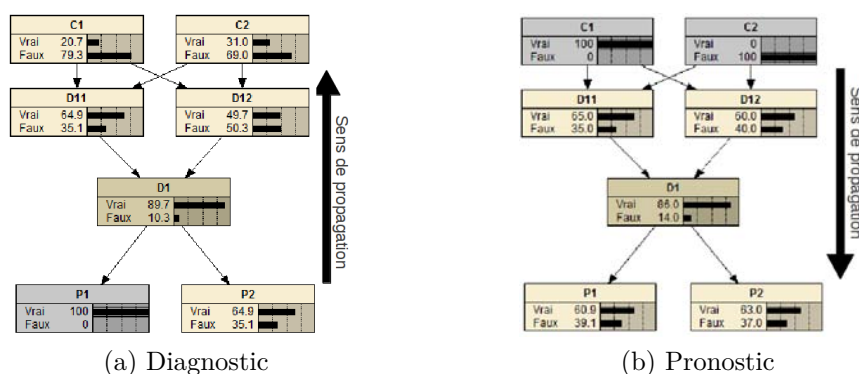


FIGURE II.7: Fonctionnement de l'étage probabiliste du modèle d'évaluation des risques.

L'exemple de la figure II.8 illustre l'utilisation du deuxième niveau de ce modèle.

II.1.2.2 Utilisations

L'utilisation première de ce modèle est donc l'évaluation des risques. L'objectif est, dans ce cas, de fournir au décideur un indicateur du niveau de risque associé à la conséquence d'un

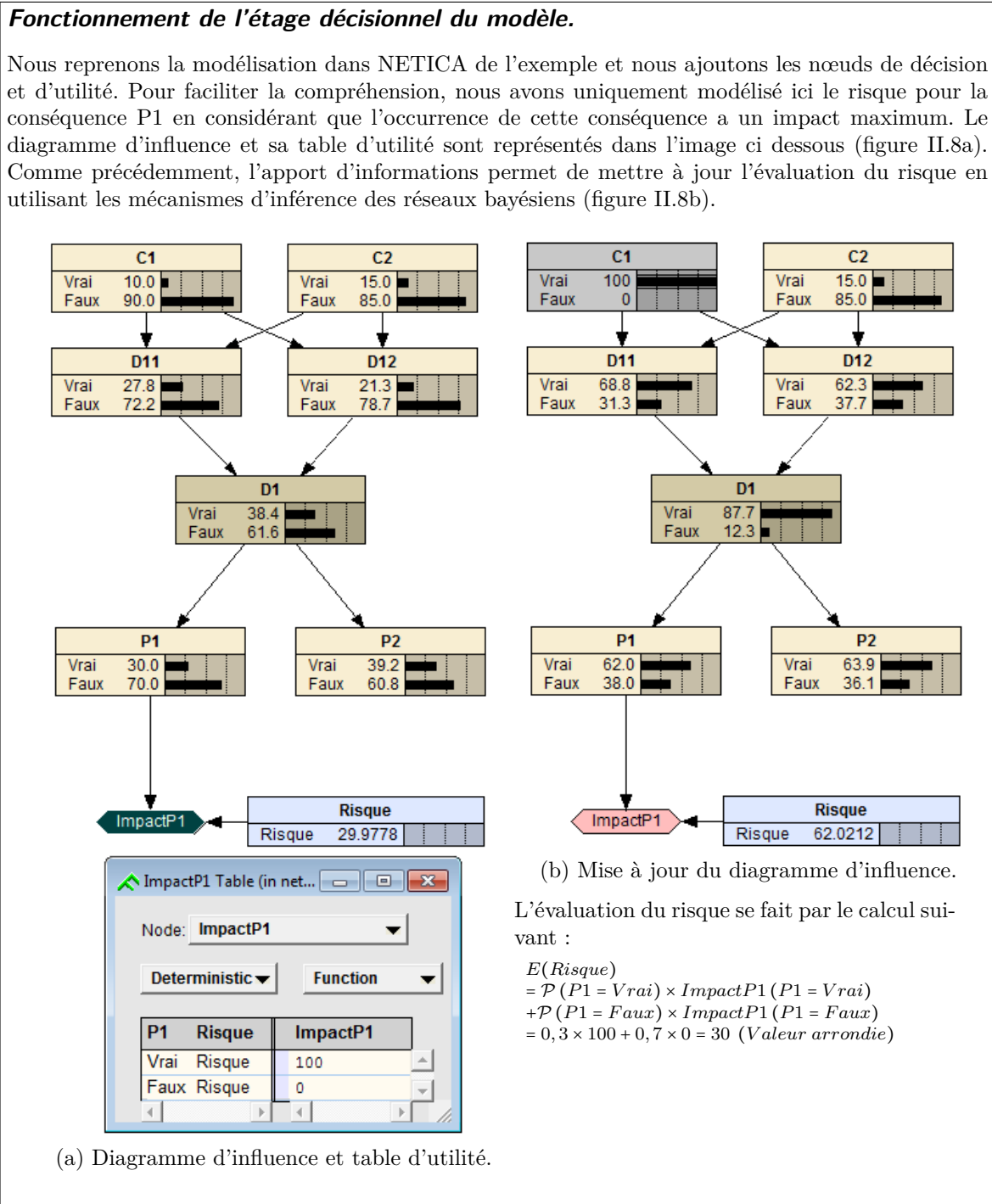


FIGURE II.8: Fonctionnement de l'étage décisionnel du modèle d'évaluation des risques.

défaut sur un système pour qu'il puisse prendre la meilleure décision concernant ce système. Cette évaluation des risques doit pouvoir se faire rapidement, à partir d'informations caractérisant la vie du système (maintenance, événements marquants, ...) et d'observations sommaires réalisées en l'inspectant. Le but de ce modèle est d'éviter une batterie de tests coûteux destinés à recueillir une information certaine. Il est en effet possible, en se basant sur l'information probabiliste issue du réseau bayésien de prendre une décision valide plus tôt, sans disposer de toutes les informations, en utilisant la connaissance experte et statistique issue du retour d'expérience. Ce mode de fonctionnement consiste à effectuer une opération de pronostic, c'est-à-dire qu'à partir de connaissances sur les causes le modèle permet de déterminer les probabilités d'occurrence des différentes conséquences. Ce résultat de ce pronostic probabiliste est ensuite couplé à la notion d'impact pour évaluer le niveau de risque.

Il est également possible d'envisager deux utilisations alternatives du modèle proposé et en particulier de son étage probabiliste (partie II.1.2.1 - Étage probabiliste). La première utilisation consiste à se servir du modèle d'évaluation des risques pour effectuer des opérations de diagnostic. Si un système est inspecté sans connaissance préalable sur sa vie passée et qu'un défaut ou la conséquence d'un défaut sont observés, il est alors possible d'utiliser le modèle pour déterminer la ou les causes les plus probables. Il devient envisageable d'agir sur les causes pour éviter que le problème ne se reproduise. La seconde utilisation, que nous nommons « diagnostic prédictif » consiste, suite à l'observation d'une conséquence visible associée à un défaut, à prédire qu'une conséquence cachée, ou plus difficile à observer, est probablement présente sur le système. Ce modèle peut donc être utilisé pour faciliter l'inspection ou la maintenance d'un système en suggérant à l'utilisateur de porter une attention particulière à certains organes du système en fonction des conséquences déjà observées.

II.1.2.3 Limites

Malgré les nombreuses et prometteuses utilisations possibles de ce modèle d'évaluation des risques, des lacunes subsistent. Tout d'abord, il est difficile de réunir dans un seul et même modèle utilisant les diagrammes d'influence, les connaissances de plusieurs experts et celles issues d'une base de données à vocation statistique alors que ce sont les objectifs du projet. Il convient donc de déterminer une méthode de fusion des connaissances statistiques et expertes en amont du modèle proposé.

De plus, les réseaux bayésiens fonctionnent à partir d'informations modélisées sous forme de distributions de probabilités. Or, nous souhaitons modéliser des informations traduisant des expertises et si la théorie des probabilités est un outil approprié pour quantifier le caractère aléatoire de l'information, sa variabilité, elle est un outil peu adapté pour bien prendre en compte le caractère épistémique de l'information (incomplétude, imprécision) généralement lié au manque de connaissances de l'expert sur l'événement ou le système. En effet, le principe de symétrie ou d'indifférence (équiprobabilité) ne permet pas, pour une information, de distinguer la représentation de l'aléatoire de la représentation de l'incomplétude [Dubois et Prade, 2009]. Il est donc nécessaire de disposer d'un formalisme de représentation de la connaissance tolérant ce type d'incertitude car l'incertitude épistémique est un problème central dès que l'aspect humain est pris en compte et, par conséquent, dès que l'on souhaite modéliser une connaissance experte.

II.1.2.4 Conclusion

Nous avons présenté un modèle permettant d'évaluer les risques. Ce modèle utilise le formalisme des réseaux bayésiens et des diagrammes d'influence. Cependant les problématiques de fusion des informations et de représentation de l'incertitude épistémique propre à toute connaissance experte ne peuvent être prise en compte par ce modèle seul. Nous avons donc choisi d'utiliser le formalisme des fonctions de croyance particulièrement adapté pour traiter ces problématiques. Les raisons du choix de ce formalisme, sa description et son intégration dans le modèle proposé font l'objet de la partie suivante.

II.2 Couplage des fonctions de croyance et des réseaux bayésiens

Comme nous l'avons vu précédemment, l'utilisation des réseaux bayésiens pose quelques problèmes pour fusionner des informations en provenance de sources multiples et hétérogènes et pour représenter l'incertitude épistémique. Pour nous affranchir de ces difficultés, nous avons choisi d'utiliser le formalisme des fonctions de croyance. Dans cette partie, nous allons donc présenter ce formalisme et explorer les moyens d'intégration de cet outil dans le modèle basé sur les réseaux bayésiens.

Nous commencerons par introduire les fonctions de croyance d'un point de vue théorique en expliquant les raisons qui nous ont poussées à utiliser ce formalisme. Par la suite, nous ferons un état de l'art sur le thème de l'hybridation des fonctions de croyance avec les réseaux bayésiens. Pour finir, nous décrirons les différentes pistes que nous avons envisagées pour construire un modèle hybride d'évaluation des risques utilisant les fonctions de croyance et les réseaux bayésiens.

II.2.1 Les fonctions de croyance

Le principe des fonctions de croyance trouve son origine dans le besoin, dans les domaines scientifiques ou de l'ingénierie, d'outils pour définir des mécanismes de raisonnement avec des connaissances partielles et des informations incertaines. Dans cette partie, nous allons tout d'abord introduire les notions liées au concept de données imparfaites et les deux mécanismes de raisonnement qui sont souvent associés à ce type de données. Nous décrirons ensuite le Modèles des Croyances Transférables (MCT) qui est un formalisme générique de représentation et de fusion des connaissances permettant de représenter ces données imparfaites et de raisonner avec, ainsi que les mécanismes d'inférence liés à ce formalisme.

II.2.1.1 Raisonnement avec des données imparfaites

Lorsque l'on souhaite travailler avec des connaissances, et en particulier si certaines de ces connaissances proviennent d'humains ou traitent du facteur humain, des difficultés liées à l'imperfection des données apparaissent rapidement. Ces données imparfaites correspondent d'ailleurs souvent à la majorité des données disponibles. Dans [Dubois et Prade, 2009] plusieurs types d'imperfections sont distinguées :

- L'incomplétude et l'imprécision : une donnée est dite incomplète s'il est impossible pour la source d'information de fournir une information concernant tout ou une partie des aspects d'un problème. L'imprécision est considérée comme une forme d'incomplétude car lorsque la source fournit une donnée imprécise, l'information résultante est obligatoirement incomplète.
- L'incertitude représente le fait que la source d'information est incapable de distinguer la véracité d'une information (c'est à dire de savoir si l'information est vraie ou fausse). Elle caractérise donc la mesure d'un degré de conformité d'une information par rapport à la réalité. Il est possible de distinguer deux sortes d'incertitude. L'incertitude aléatoire est induite par la variabilité d'une entité dans une population et est le résultat d'expérimentations aléatoires. Ce type d'incertitude ne peut être réduit car il est la conséquence du hasard. L'incertitude épistémique est due au manque de connaissance et donc est liée à la notion d'incomplétude. Ce type d'incertitude peut être réduit, voire levé, lorsque le niveau de connaissance du problème s'accroît.
- L'ambiguïté représente le fait qu'une même information peut avoir plusieurs interprétations. Elle est donc liée au formalisme de représentation de l'information qui n'est pas toujours clair et partagé par tous les acteurs et peut donc induire ce genre d'imperfections. Ce type d'imperfection est très courant et est souvent source d'erreurs d'interprétation. Il peut être évité lors de la définition du formalisme de représentation.
- La granularité d'une information est le dernier type d'imperfection. Elle caractérise les difficultés qui apparaissent lorsque l'on souhaite distinguer deux valeurs très proches l'une de l'autre. Selon la « loupe » qui est utilisée pour observer le phénomène, il existe toujours des variations qu'il est impossible de déceler. Ce type d'imperfection se rapproche de la notion d'imprécision et donc d'incomplétude.

Cette typologie conduit donc à s'intéresser aux différents formalismes permettant de représenter explicitement des données imparfaites. Presque toutes ces imperfections peuvent être rassemblées sous le terme d'incertitude (aléatoire ou épistémique). En effet, la granularité peut, dans un premier temps, être considérée comme un manque de précision et donc comme de l'incomplétude et l'incomplétude est considérée comme étant de l'incertitude épistémique. L'ambiguïté est généralement négligée car elle est liée à la définition même du modèle de représentation de la connaissance et non à son mécanisme de raisonnement. C'est pourquoi les méthodes de raisonnement utilisant des données imparfaites sont aussi appelées méthodes de raisonnement dans l'incertain.

Il existe de nombreux mécanismes de raisonnement dans l'incertain. Dans cette partie, nous allons présenter rapidement les deux plus fréquents, à savoir la théorie des probabilités et la théorie des possibilités. Sur la base de ces mécanismes, nous introduirons alors la théorie des fonctions de croyance qui permet, tout en généralisant ces deux approches, de combler certaines de leurs lacunes.

Théorie des probabilités

La théorie des probabilités est un outil mathématique permettant de représenter des phénomènes aléatoires et incertains. C'est la théorie de représentation de l'incertain la plus ancienne et la plus représentée dans la littérature. Elle est donc très largement pourvue en termes d'outils mathématiques aussi bien pour modéliser un système que pour développer des mécanismes d'apprentissage, notamment dans le cadre des réseaux bayésiens. Pour modéliser l'information,

cette théorie utilise des probabilités conditionnelles qui sont mises à jour lorsque la connaissance sur le système s'accroît.

Il existe deux approches permettant d'exploiter la théorie des probabilités. L'approche fréquentiste (ou objective), considère les probabilités comme étant des quantités objectives et les interprète comme représentant des fréquences ou des limites de fréquence. Généralement liée à une approche statistique, elle nécessite d'avoir à disposition une quantité importante de données pour disposer de valeurs fiables. Elle est donc idéale pour modéliser l'incertitude aléatoire. La deuxième approche, dite subjective, considère les probabilités comme représentant un degré de croyance et vise à représenter l'incertitude épistémique.

Cependant les probabilités ne permettent pas une représentation fidèle (sans ambiguïté) des notions d'incomplétude et d'imprécision [Dubois et Prade, 2009] car l'approche subjective confond la représentation de l'aléatoire et la représentation de l'incomplétude, notamment à cause du principe de symétrie ou d'indifférence. Selon ce principe, « *en l'absence d'information sur une quantité X, nous devrions assigner une probabilité égale à toutes les valeurs possibles de X* ». L'exemple de la figure II.9 illustre les contradictions induites par ce principe.

Le paradoxe du vin et de l'eau :

Considérons une certaine quantité de liquide. Tout ce que nous savons à propos de ce liquide c'est qu'il est entièrement composé de vin et d'eau et que le ratio exprimant la quantité de vin dans l'eau est situé entre $\frac{1}{3}$ et 3. Quelle est la probabilité que ce ratio soit inférieur ou égal à 2 ?

Notons X, le ratio de vin dans l'eau. Tout ce que nous savons c'est que X appartient à $[\frac{1}{3}, 3]$ donc selon le principe d'indifférence, P(X) est uniformément répartie sur l'intervalle $[\frac{1}{3}, 3]$. Par conséquent :

$$P(X \leq 2) = \frac{2 - \frac{1}{3}}{3 - \frac{1}{3}} = \frac{5}{8}$$

Maintenant, notons Y, le ratio d'eau dans le vin. De la même manière, nous savons seulement que Y appartient à $[\frac{1}{3}, 3]$ et donc P(Y) est uniformément répartie sur l'intervalle . Par conséquent :

Il y a donc une incohérence dans la modélisation de ce problème par la théorie des probabilités car, selon le point de vue (l'eau ou le vin), la probabilité que le ratio de vin dans l'eau soit supérieur à deux change. Cette incohérence est due à l'utilisation du principe d'indifférence qui ne permet pas de prendre en compte l'incertitude épistémique.

FIGURE II.9: Paradoxe du vin dans l'eau selon [Denoeux, 2011].

De plus, cette théorie ne permet pas une modélisation plausible de la manière qu'utilise une personne pour prendre une décision lorsque qu'elle ne dispose pas d'informations précises. Le paradoxe d'Ellsberg [Ellsberg, 1961] (figure II.10) illustre très bien ce défaut.

Théorie des possibilités

Historiquement, une des premières alternatives à la théorie des probabilités a été la théorie des ensembles, étendue dans [Zadeh, 1965] sous la forme de la théorie des ensembles flous. Cet outil permet de représenter des informations imprécises en utilisant des fonctions d'appartenance booléennes. En étendant cette théorie au cas continu, c'est à dire en définissant un degré d'appartenance non booléen, Zadeh [Zadeh, 1978] puis Dubois et Prade [Dubois et Prade, 2001] introduisent la théorie des possibilités pour représenter des connaissances imprécise mais aussi

Paradoxe d'Ellsberg

(Source : http://fr.wikipedia.org/wiki/Paradoxe_d'Ellsberg)

Dans une urne, on place 90 boules, dont 30 sont rouges. Les boules restantes sont jaunes ou noires, leur distribution est inconnue.

Les personnes soumises au test parient :

Pari A : Qui tire une boule rouge gagne (par exemple 10€), les boules jaunes et noires étant perdantes.

Pari B : Qui tire une boule jaune gagne, les boules rouges et noires étant perdantes.

La plupart des gens font le choix du **pari A**.

Et puis on change les paris de telle manière que dans les deux cas, les boules noires soient désormais gagnantes :

Pari C : Qui tire une boule rouge **ou noire** gagne, les boules jaunes étant perdantes.

Pari D : Qui tire une boule jaune **ou noire** gagne, les boules rouges étant perdantes.

Dans ce cas, la plupart des gens font le choix du **pari D**.

Ce type de décision ne peut être modélisé avec des probabilités subjectives car, si l'on suit le raisonnement probabiliste, les gens préfèrent le pari A au pari B donc $P(Rouge) > P(Jaune)$ mais ils préfèrent également le pari D au pari C donc $P(Noire) + P(Jaune) > P(Noire) + P(Rouge)$ donc $P(Jaune) > P(Rouge)$. Il y a donc une contradiction flagrante avec ce type de modélisation.

Selon Ellsberg, ce résultat s'explique par le fait que les personnes préfèrent un risque dont la probabilité est connue par rapport à l'incertitude complète. En effet, les sujets testés considèrent que la distribution entre les boules jaunes et les boules noires pourrait ne pas être à leur avantage et donc choisissent dans les deux cas le risque connu ($\frac{1}{3}$ pour A au lieu de pour B et $\frac{2}{3}$ pour D au lieu de $[\frac{1}{3}, 1]$ pour C).

FIGURE II.10: Le Paradoxe d'Ellsberg [Ellsberg, 1961].

incertaines. Cette théorie utilise une distribution de possibilités, notée π , pour représenter l'appartenance et introduit deux fonctions complémentaires destinées à mesurer la vraisemblance d'un événement : la Possibilité, notée Π , et la Nécessité, notée N . À partir d'une distribution de possibilités, notée $\pi(A)$, il est possible de construire les mesures de possibilité et de nécessité à partir des formules suivantes :

$$\Pi(A) = \sup_{\omega \in A} \pi(\omega), \quad \forall A \subseteq \Omega \tag{II.2.1}$$

$$N(A) = \inf_{\omega \notin A} (1 - \pi(\omega)), \quad \forall A \subseteq \Omega \tag{II.2.2}$$

Il est donc possible de caractériser l'incertitude d'un événement, non pas à une valeur comme dans le cadre de la théorie des probabilités, mais à deux valeurs représentant la possibilité et la nécessité. Cela permet d'ajouter des informations impossibles à modéliser au moyen d'une distribution de probabilités rendant l'utilisation de la théorie des possibilités adaptée à une plus large gamme de problèmes. La figure II.11, issue de [Rohmer, 2007] illustre le principe de cette théorie pour représenter l'information « *je suis certain que le paramètre incertain se trouve dans [1, 1; 1, 8], mais les valeurs de [1, 5; 1, 6] me semblent les plus vraisemblables* ».

La théorie des possibilités est, par conséquent, intéressante car elle n'impose pas autant de contraintes que la théorie des probabilités ce qui facilite la modélisation. Elle dispose en outre d'un panel d'opérateurs de raisonnement varié ce qui permet de traduire assez facilement des comportements humains tels que la prudence, la hardiesse, l'indulgence ou la sévérité sous forme

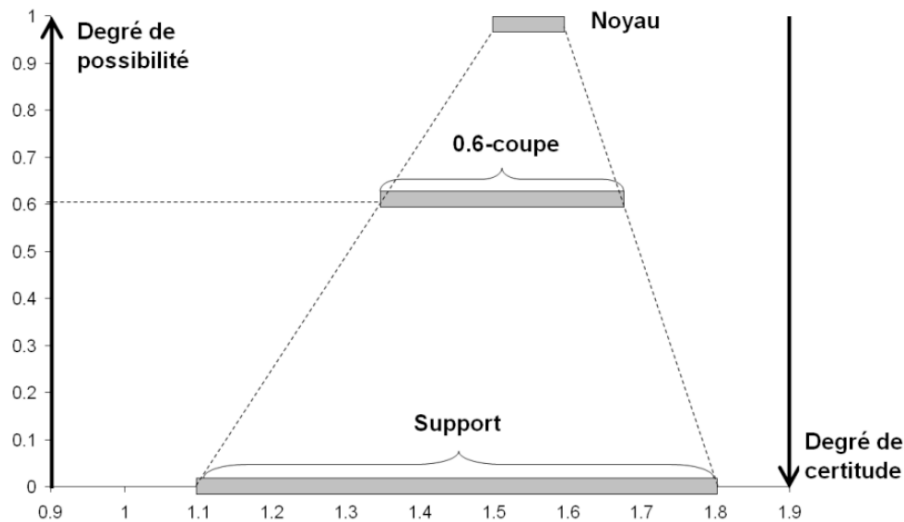


FIGURE II.11: Illustration de la théorie des possibilités [Rohmer, 2007].

mathématique. Cependant elle présente des lacunes dans la représentation de l'incertitude. En effet, les possibilités permettent une bonne représentation de l'imprécision mais nécessitent d'utiliser des mécanismes de déduction pour connaître l'incertitude qui n'est représentée que de manière implicite par les fonctions d'appartenance. Elles compliquent également la modélisation de l'incertitude aléatoire.

Théorie des fonctions de croyance

Basée sur les travaux de Dempster [Dempster, 1967] généralisant la théorie des probabilités en utilisant des intervalles de probabilité, la théorie des fonctions de croyance (ou théorie de l'évidence) a été développée par Shafer [Shafer, 1976] pour fournir un cadre général de représentation des incertitudes. C'est pourquoi elle est souvent appelée « Théorie de Dempster-Shafer » (Dempster-Shafer Theory - DST). Elle permet de représenter des informations basées sur la croyance ou l'état de connaissance d'une entité (personne, capteur, ...).

Cette théorie fournit un cadre mathématique très riche permettant la représentation de connaissances partielles (dont l'ignorance totale) et la fusion d'informations issues de sources diverses. De plus, ce formalisme permet de modéliser l'incertitude (aléatoire et épistémique) concernant l'état d'un système mais aussi de représenter le degré de confiance dans l'avis modélisé par l'augmentation de la part incertaine.

Les travaux de Shafer [Shafer, 1976] sont donc à l'origine de cette théorie qui utilise une mesure de probabilité sur l'ensemble des états possibles du système et modélise la connaissance sous forme d'intervalles de probabilités. Ce formalisme a depuis évolué et a vu l'émergence d'une deuxième approche, développée par Smets dans [Smets et Kennes, 1994]. Cette approche, appelée « Modèle des Croyances Transférables » (MCT ou Transferable Belief Model - TBM) est une interprétation subjectiviste de la théorie des fonctions de croyance et permet de s'affranchir de la notion de probabilité. Le MCT introduit un niveau décisionnel (dit pignistique) qui transforme, de manière irréversible, les croyances (non-probabilistes) dans une vue compatible avec les probabilités pour faciliter la prise de décision.

La théorie des fonctions de croyance est particulièrement bien adaptée à la représentation

des différentes formes d'incertitudes. Elle permet de modéliser des problèmes où le manque d'information empêche l'utilisation raisonnable de la théorie des probabilités. De plus, elle permet une généralisation de la théorie des probabilités et de la théorie des possibilités. observation visuelle et émet l'avis initial que la cause est sur des singletons (le singleton est un ensemble ne contenant qu'un seul et unique élément), le résultat obtenu est une distribution de probabilités. De la même manière, il est possible de généraliser avec les fonctions de croyance le cadre de la théorie des possibilités. C'est donc un formalisme très flexible qui connaît tout de même des limites, notamment en termes de complexité. En effet, le phénomène d'explosion combinatoire est important lorsque l'on souhaite raisonner avec des fonctions de croyance ayant un grand nombre d'états possibles.

La théorie des fonctions de croyance est utilisée dans de nombreux domaines (analyse de données, classification, aide à la décision, diagnostic, perception multi-capteur, traitement d'images, ...) pour des tâches très variées telles que la reconnaissance de formes, l'analyse de vraisemblance ou encore la fusion d'information. Pour plus d'informations sur l'aspect applicatif, il est possible de se rapporter [Vannoorenberghe, 2003].

Conclusion

Il existe de nombreux autres formalismes de représentation de l'incertitude, en plus de ceux présentés précédemment, le lecteur intéressé trouvera plus d'informations sur ces différents outils dans [Dubois et Prade, 2009]. En ce qui nous concerne, nous avons choisi d'utiliser le Modèle des Croyances Transférables pour remplacer les probabilités dans notre modèle d'évaluation des risques et ce pour plusieurs raisons. Tout d'abord, il permet de remédier aux différents problèmes identifiés dans la partie II.1.2.3 en ce qui concerne la modélisation de l'incertitude et la fusion d'information en provenance de sources multiples. De plus, le fait qu'il n'utilise pas le cadre probabiliste permet une meilleure représentation des avis d'experts. Nous présenterons plus en détail ce formalisme dans la partie suivante.

II.2.1.2 Modèle des Croyances Transférables (MCT)

Le Modèle des Croyances Transférables est une adaptation de la théorie de Dempster-Shafer, développée par Smets [Smets et Kennes, 1994]. Ce formalisme générique de représentation et de combinaison des connaissances permet de modéliser des connaissances imparfaites provenant de sources multiples. La définition des différents concepts relatifs au MCT qui suit, s'appuie sur l'article original de Smets [Smets et Kennes, 1994] ainsi que sur différentes synthèses portant sur ce sujet à savoir [Béler, 2008; Denoex, 2004; 2011; Ramasso, 2007].

Le MCT interprète une fonction de croyance comme la représentation de l'opinion d'un agent⁴ rationnel en se basant uniquement sur la croyance ou l'état de connaissance de l'agent et même si celle-ci est imprécise ou incomplète. Cette interprétation n'est en aucun cas reliée à un modèle probabiliste, elle s'appuie exclusivement sur une mesure de la croyance subjective. Le MCT repose sur l'hypothèse que raisonnement dans l'incertain (niveau crédal) et prise de décision (niveau pignistique) sont deux tâches cognitives de nature différente (figure II.12) :

- Le niveau crédal correspond à la représentation et à la manipulation des états de croyances (sans recours par exemple à l'utilisation de distribution équiprobable). Il est

4. Dans le domaine de l'Intelligence Artificielle, le terme « agent » représente toute entité pouvant faire une observation ou émettre un avis comme un capteur ou une personne.

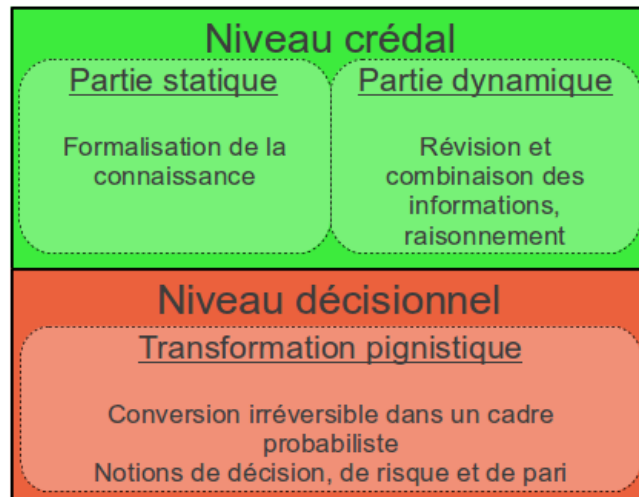


FIGURE II.12: Les niveaux du Modèle des Croyances Transférables [Denoeux, 2004].

possible de diviser ce niveau en deux parties, une partie statique pour la formalisation de la connaissance et une partie dynamique pour la révision et la combinaison des informations ainsi que les mécanismes de raisonnement.

- Le niveau pignistique (ou décisionnel) correspond au moment où une prise de décision est nécessaire. Il s'agit alors de transformer les mesures subjectives de croyances non probabilistes en une mesure de probabilité dite pignistique. Cette transformation permet de tenir compte des notions de risque ou de pari. La transformation pignistique est irréversible mais n'intervient que lors de la prise de décision et ne modifie pas le niveau crédal.

Nous nous limiterons dans cette partie à la présentation des aspects statiques de base du MCT et à la transformation pignistique permettant de passer du niveau crédal au niveau décisionnel. Les aspects dynamiques et les outils plus avancés seront présentés selon les besoins dans le chapitre III. Nous commencerons donc ici par la formalisation de la connaissance sous forme de fonctions de masses de croyance. Ensuite, nous présenterons les différentes transformations applicables aux fonctions de masses de croyance. Enfin, nous terminerons par les aspects décisionnels liés au MCT.

Formalisation des fonctions de croyance

Lorsque l'on souhaite représenter un problème à l'aide des fonctions de croyance, l'objectif est de déterminer la valeur d'une variable ω représentant l'état du système. Le cadre de discernement (frame of discernment) est constitué de l'ensemble des n valeurs (ou hypothèses) possibles pour la variable ω et est noté Ω .

$$\Omega = \{\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_i, \dots, \omega_n\} = \bigcup_{i=1}^{i=n} \{\omega_i\} \quad (\text{II.2.3})$$

La définition de la fonction de masse de croyance, notée m^Ω , permet la traduction de l'observation ou de l'avis émis par l'agent sur le « power set » (noté 2^Ω). Le « power set » (parfois traduit par « espace puissance ») correspond à l'intégralité des sous-ensembles qui

peuvent être formés à partir des hypothèses et des unions d'hypothèses de Ω . et fonction de masse de croyance est donc définie par :

$$m^\Omega : 2^\Omega \rightarrow [0, 1]$$

$$A \mapsto m^\Omega(A) \tag{II.2.4}$$

avec $2^\Omega = \{\emptyset, \{\omega_1\}, \{\omega_2\}, \{\omega_1, \omega_2\}, \{\omega_3\}, \{\omega_1, \omega_3\}, \{\omega_2, \omega_3\}, \dots, \{\omega_1, \dots, \omega_n\}\}$

La notation $m_S^\Omega(A)$ permet d'identifier la source S qui fournit l'information sur la proposition A.

La distribution de masses de croyance (ou « basic belief assignment - bba ») correspond à l'ensemble des masses de croyance concernant la proposition $A \subseteq \Omega$ vérifiant :

$$\sum_{A \subseteq \Omega} m_S^\Omega(A) = 1 \tag{II.2.5}$$

L'exemple de la figure II.13 illustre le principe de modélisation d'un problème pour obtenir une distribution de masses de croyance.

Modélisation d'un problème à l'aide du MCT

Une pièce aéronautique arrive dans un atelier de maintenance présentant un grave défaut. D'après l'expérience passée, on sait que ce type de défaut a trois causes possibles :

$$\Omega = \{c_1, c_2, c_3\}$$

L'expert convoqué pour identifier la cause du défaut, fait une première observation visuelle et émet l'avis initial que la cause est c_1 ou c_3 . Cependant d'après l'expérience passée, il se trompe dans 10% des cas. Ces informations peuvent être modélisées de la manière suivante :

$$m(\{c_1, c_3\}) = 0,9$$

$$m(\{\Omega\}) = 0,1$$

La distribution de masses de croyance complète du problème est alors :

	\emptyset	$\{c_1\}$	$\{c_2\}$	$\{c_1, c_2\}$	$\{c_3\}$	$\{c_1, c_3\}$	$\{c_2, c_3\}$	Ω
m	0	0	0	0	0	0,9	0	0,1

FIGURE II.13: Exemple de modélisation d'un problème avec le MCT.

Dans l'exemple de la figure II.13, il est intéressant de noter que la masse de valeur 0,1 n'est en aucun cas affectée à c_2 car il n'y a aucune information permettant d'impliquer cette cause. La masse de 0,9 sur le sous-ensemble exprime donc explicitement le doute entre les hypothèses c_1 et c_3 mais elle ne donne aucune information sur les autres hypothèses ou sur les hypothèses composant le sous-ensemble. Cette différence avec la théorie des probabilités réside dans le fait que les fonctions de masses sont non-additives. Grâce à cette propriété, le MCT permet la représentation de l'incertitude épistémique.

La notion d'élément focal désigne chaque élément de la distribution de masses de croyance ayant une masse non-nulle ($m^\Omega(A) > 0$). Dans l'exemple de la figure II.13, la distribution de masses de croyance a deux éléments focaux, $\{c_1, c_3\}$ et Ω . En fonction des différents éléments focaux, il est possible d'identifier plusieurs distributions de masses de croyance remarquables. Le tableau II.3 décrit ces distributions de masses de croyance remarquables sous forme d'exemple.

		$\{\omega_1\}$	$\{\omega_2\}$	$\{\omega_1, \omega_2\}$	$\{\omega_3\}$		$\{\omega_2, \omega_3\}$	Ω	Description
Quelconque	0,05	0,18	0,22	0,05	0,13	0,07	0,19	0,11	—
Simple	0	0,2	0	0	0	0	0	0,8	Il y a uniquement deux éléments focaux dont .
Précise	0	0	1	0	0	0	0	0	Il y a un seul élément focal qui est un singleton de Ω . Ce type de distribution représente une connaissance précise et certaine.
Imprécise	0	0	0	0	0	1	0	0	Il y a un seul élément focal qui n'est pas un singleton ni Ω lui-même. Cette distribution représente une connaissance imprécise et certaine.
Bayésienne	0	0,2	0,5	0	0,3	0	0	0	Les éléments focaux sont les singletons de Ω . Ce type de distribution correspond à une distribution de probabilités.
Consonante	0	0	0,1	0,6	0	0	0	0,3	Les éléments focaux sont imbriqués, dans cet exemple $\{\omega_2\} \subseteq \{\omega_1, \omega_2\} \subseteq \Omega$. La distribution de plausibilités associée à ce type de distribution de masses de croyance est similaire à une distribution de possibilités.
Vide	0	0	0	0	0	0	0	1	Le seul élément focal est Ω . Ce type de distribution représente l'ignorance totale.

TABLE II.3: Typologie des différentes distributions de masses de croyance [Vannoorenberghe et Smets, 2005].

Il est également possible d'ajouter à la typologie présentée dans le tableau II.3, plusieurs autres distributions de masses de croyance remarquables :

- Une distribution de masse de croyance est dite « normale », si l'ensemble vide \emptyset n'est pas un élément focal ($m^\Omega(\emptyset) = 0$). Si ce n'est pas le cas, elle est dite « sous-normale ». La distribution de masses « Quelconque » du tableau II.3 est donc sous-normale.
- Une distribution de masse de croyance est dite « catégorique », si il y a un seul élément focal. Les distributions « Précise », « Imprécise » et « Vide » du tableau II.3 sont donc catégoriques.
- Une distribution de masses de croyance est dite « dogmatique », si Ω n'est pas un élément focal. C'est le cas de la distribution « Bayésienne » du tableau II.3.
- Une distribution de masses de croyance est dite « sans conflit interne » [Ramasso, 2007] lorsque les éléments focaux ont des intersection non-vides. La distribution « Conso-

nante » du tableau II.3 est donc sans conflit interne.

Transformations applicables à la distribution de masse de croyance

Une distribution de masses de croyance m peut être transformée pour mettre certaines informations en relief et pour faciliter certaines opérations lorsque l'on aborde les aspects dynamiques du MCT, et notamment les règles de fusion (partie III.3 - Fusion des informations). Nous présentons ici les quatre transformations les plus communément utilisées :

La crédibilité :

La crédibilité (notée Cr) aussi appelée « belief » (bel) par les anglo-saxons symbolise la croyance minimale dans l'hypothèse A . C'est la part de croyance spécifiquement attribuée à A (sans la part de l'ensemble vide). Elle est déterminée par :

$$Cr^\Omega(A) = \sum_{\emptyset \neq B \subseteq A} m^\Omega(B), \quad \forall A \subseteq \Omega \quad (\text{II.2.6})$$

Cette fonction est utilisée pour la prise de décision (partie II.2.1.2 - Aspect décisionnel).

La plausibilité :

La plausibilité (notée Pl) représente la croyance maximale dans l'hypothèse A . C'est la somme de l'ensemble des masses relatives à A . Elle est déterminée par :

$$Pl^\Omega(A) = \sum_{B \cap A \neq \emptyset} m^\Omega(B), \quad \forall A \subseteq \Omega \quad (\text{II.2.7})$$

Cette fonction est notamment utilisée par le Théorème de Bayes Généralisé (partie III.4.1.1 - Théorème de Bayes Généralisé) et pour la prise de décision (partie II.2.1.2 - Aspect décisionnel).

L'implicabilité :

L'implicabilité (notée b) est la somme des masses affectées aux sous-ensembles de A tels que si ces sous-ensembles sont vrais alors A est vrai. Elle est déterminée par :

$$b^\Omega(A) = \sum_{B \subseteq A} m^\Omega(B) = Cr^\Omega(A) + m^\Omega(\emptyset), \quad \forall A \subseteq \Omega \quad (\text{II.2.8})$$

Cette fonction est notamment utilisée pour travailler avec la règle de combinaison disjunctive (partie III.3.2.2 - Règle de combinaison disjunctive [Smets, 1993]).

La communalité :

La communalité (notée q) est la somme des masses affectées aux sur-ensembles de A c'est à dire de tous les ensembles ayant A en commun. Elle est déterminée par :

supprimer la masse affectée à l'ensemble vide qui ne peut pas être prise en compte dans cette transformation. C'est pour cette raison que dans cet exemple la crédibilité de Ω est supérieure à sa plausibilité. Les transformations liées au niveau décisionnel sont présentées par la suite.

Aspect décisionnel

L'objectif des modèles de représentation des connaissances est, en dernier lieu, de permettre la prise de décision. Les fonctions de croyance, et le MCT en particulier, n'échappent pas à cette règle. La prise de décision en utilisant le MCT peut être résumée à un simple choix entre les hypothèses appartenant au cadre de discernement Ω . Pour ce faire, le système, dans le cas d'une décision automatisée, ou le décideur, lorsque la finalité du modèle est l'aide à la décision, dispose de plusieurs options que nous allons présenter ici. La première consiste à convertir la distribution de masse de croyance en distribution de probabilités pignistique. La seconde vise à utiliser les fonctions de crédibilité et de plausibilité pour représenter un comportement optimiste ou pessimiste.

La transformation pignistique :

Comme nous l'avons vu précédemment, le MCT s'appuie sur deux niveaux de raisonnement distincts. Le passage du niveau crédal au niveau décisionnel se fait au moyen d'une transformation dite « pignistique » [Smets, 2005] dont l'objectif est de ramener la distribution de masse de croyance dans un cadre probabiliste. La masse de la proposition A est donc répartie de manière équiprobable sur les singletons du cadre de discernement Ω , c'est à dire sur les hypothèses de A . Par conséquent, cette distribution de probabilités, notée $BetP$, peut s'obtenir par :

$$BetP \{m^\Omega\} : \begin{array}{l} \Omega \rightarrow [0, 1] \\ \omega_i \mapsto BetP \{m^\Omega\} (\omega_i) \end{array} \quad (II.2.10)$$

Un exemple de distribution de probabilités pignistiques est présenté dans le tableau II.5 où la transformation pignistique a été appliquée à la distribution de masse « quelconque » décrite précédemment.

<i>Transformations</i>	ω_1	ω_2	ω_3
<i>Probabilité pignistique (BetP)</i>	0,2912	0,3965	0,3123
<i>Probabilité issue de la plausibilité (PlP)</i>	0,2771	0,3851	0,3378
<i>Probabilité issue de la crédibilité (CrP)</i>	0,3397	0,4151	0,2452

TABLE II.5: Passage au niveau décisionnel d'une distribution de masses.

En ce qui concerne la prise de décision à proprement parler, elle consiste à sélectionner le singleton ω_i du cadre de discernement Ω ayant la plus grande probabilité pignistique pour maximiser les chances que l'hypothèse symbolisée par ω_i représente l'état réel du système (ou la plus petite, si l'on souhaite, par exemple, minimiser la probabilité d'occurrence d'un événement). Elle consiste donc à maximiser l'utilité espérée, représentant ainsi un comportement rationnel de décision. D'un point de vue mathématique, cette prise de décision peut être représentée par :

$$\omega = \left| \begin{array}{l} argmin \\ argmax \end{array} \right| BetP \{m^\Omega\} (\omega_i) \quad (II.2.11)$$

Dans l'exemple du tableau II.5, si l'on souhaite maximiser la probabilité, la décision consiste à choisir ω_2 car la valeur de sa probabilité pignistique est supérieure à celle de ω_1 et de ω_3 .

Il convient de noter que la transformation pignistique est irréversible. Il est, en effet, impossible de retrouver la distribution de masses de croyance initiale à partir de la distribution de probabilités pignistiques résultantes. Cependant, cette irréversibilité n'est pas un problème car la transformation pignistique est utilisée uniquement au moment de la prise de décision et elle n'affecte en rien le niveau de raisonnement crédal qui peut continuer à exister en parallèle.

Les fonctions de crédibilité et de plausibilité comme outils d'aide à la décision :

Lorsque l'on souhaite modéliser une décision en tenant compte des aspects comportementaux d'un décideur, il est possible d'utiliser les fonctions de crédibilité et de plausibilité pour représenter le pessimisme ou l'optimisme. Le principe de cette approche consiste à créer une distribution de probabilités à partir de la crédibilité ou de la plausibilité en utilisant les formules suivantes :

$$CrP\{m^\Omega\}(\omega_i) = \frac{Cr^\Omega(\omega_i)}{\sum_{\omega_i \in \Omega} Cr^\Omega(\omega_i)}, \quad \forall \omega_i \subseteq \Omega \quad (\text{II.2.12})$$

Un exemple de distributions de probabilités basées sur la crédibilité et la plausibilité est présenté dans le tableau II.5 appliqué à la distribution de masse « quelconque » décrite précédemment. Généralement la plausibilité, qui représente la croyance maximum dans l'hypothèse, est associée à un comportement optimiste et la crédibilité à un comportement pessimiste. Bien sur il est possible d'inverser ces associations lorsque l'on souhaite minimiser la probabilité. La prise de décision peut donc être représentée par :

Dans l'exemple du tableau II.5, si l'on souhaite maximiser la probabilité avec un comportement optimiste comme pessimiste, la décision consiste à choisir ω_2 car la valeur de sa probabilité est supérieure à celle de ω_1 et de ω_3 . Cependant, si l'on souhaite minimiser la probabilité, la décision est différente selon le type de comportement choisi. En effet, il faut choisir la plus petite probabilité. C'est pourquoi, dans le cas optimiste (avec la crédibilité), le choix se porte sur ω_3 , mais dans le cas pessimiste, le choix se porte sur ω_1 .

II.2.1.3 Conclusion

Comme nous l'avons vu, la théorie des fonctions de croyance, et en particulier le Modèle des Croyances Transférables, est un cadre conceptuel complet généralisant les théories des probabilités et des possibilités. Il permet la formalisation des connaissances imparfaites et prend notamment en compte l'incertitude épistémique généralement inhérente à la connaissance experte. De plus, ce formalisme permet la fusion d'informations provenant de sources multiples. Les mécanismes de fusion seront présentés par la suite (partie III.3 - Fusion des informations). Il offre également un panel de représentations équivalentes permettant de simplifier certains calculs et se prête bien à la modélisation de problématiques d'aide à la décision. Il convient maintenant d'intégrer ce formalisme de représentation des connaissances dans notre modèle pour nous permettre de fournir une évaluation des risques prenant en compte les données imparfaites en provenance de plusieurs sources d'information. Une revue de la littérature sur le

thème de l'hybridation des fonctions de croyance avec les réseaux bayésiens que nous utilisons dans notre modèle fait l'objet de la partie suivante.

II.2.2 État de l'art

Comme nous l'avons vu précédemment, l'hybridation des fonctions de croyance et des réseaux bayésiens est un enjeu central de nos travaux. L'étude de la littérature sur ce thème a mis en évidence deux catégories de mécanismes permettant l'intégration des fonctions de croyance dans un réseau bayésien. Ces deux catégories se distinguent par la nécessité de modifier ou non le formalisme des réseaux bayésiens. Nous allons donc présenter dans un premier temps les approches ne nécessitant pas de modification de ce formalisme, puis dans un deuxième temps, nous décrirons les différents travaux intégrant une modification du formalisme des réseaux bayésiens pour qu'il puisse traiter des connaissances représentées sous la forme de fonctions de croyance.

II.2.2.1 Intégration des fonctions de croyance sans modification du formalisme des réseaux bayésiens

L'intégration des fonctions de croyance dans un réseau bayésien n'est pas triviale. En effet, si l'objectif est d'utiliser les réseaux bayésiens pour mettre en œuvre des mécanismes de raisonnement, les fonctions de croyance ne peuvent être intégrées telles quelles dans le réseau car l'inférence bayésienne ne peut pas leur être appliquée. Il existe cependant, dans la littérature, des travaux qui couplent fonctions de croyance et réseaux bayésiens sans modification du formalisme de ces derniers.

Parmi ces travaux, nous avons été particulièrement intéressés par les travaux de Simon et Weber [Simon *et al.*, 2007]. Ces auteurs proposent d'effectuer le couplage entre fonctions de croyance et réseaux bayésiens par la redéfinition des tables de probabilités conditionnelles à partir de la distribution de masses de croyance. Cette approche consiste à construire des tables de distribution de masses de croyance sur tous les sous-ensembles du domaine. Le but de leur étude est de fournir une évaluation de la fiabilité des systèmes complexes sous incertitude épistémique. Dans les travaux de Simon et Weber, la construction des tables est simplifiée car associée à des états binaires et à des lois de variation connues (portes ET, OU, OU exclusif). Cependant cette approche présente un intérêt certain pour la modification de notre modèle d'évaluation des risques. En effet, comme nous l'avons vu précédemment (partie II.1.2.1 - Étage probabiliste), nous souhaitons représenter, dans notre modèle, des défaut hiérarchisés selon l'architecture physique du système par le biais de portes logiques OU. Il est donc envisageable d'utiliser cette approche pour la représentation des défauts dans le modèle d'évaluation des risques. Cependant, la méthode proposée par Simon et Weber se limite à la modélisation de composants à états binaires (0 ou 1) ce qui pose problème pour notre approche et la généralisation de cette approche a des variables pouvant évoluer entre 0 et 1 n'est pas encore complètement validée du point de vue mathématique. C'est pourquoi nous nous sommes intéressés à des approches différentes imposant l'adaptation du formalisme des réseaux bayésiens.

II.2.2.2 Intégration des fonctions de croyance avec modification du formalisme des réseaux bayésiens

Comme nous l'avons évoqué précédemment, l'intégration des fonctions de croyance dans un modèle utilisant les réseaux bayésiens dans le but d'effectuer des opérations de raisonnement nécessite, sauf cas particuliers, l'adaptation du formalisme des réseaux bayésiens. Nous avons identifié, dans la littérature, trois propositions utilisant les fonctions de croyance pour mettre en œuvre des raisonnements similaires à ceux employés dans un réseau bayésien. Nous allons présenter ici ces trois approches.

Réseaux de valuations

Les réseaux de valuations (Valuation Networks) ont été introduits dans [Shenoy et Shafer, 1990]. Ce formalisme est l'un des plus connus pour la représentation graphique de connaissances incertaines. Il peut être utilisé comme cadre de représentation unique de l'incertain et ce pour de nombreux formalismes tels que les théories des probabilités et des possibilités mais aussi pour la théorie des fonctions de croyance.

Les réseaux de valuations sont des hypergraphes représentés sous la forme d'arbres de jonctions. Ils utilisent deux types de nœuds pour représenter les variables et les valuations (c'est-à-dire la somme des connaissances disponibles sur les valeurs possibles des variables) et les arcs relient uniquement les variables aux valuations pour représenter l'appartenance d'une variable au domaine d'une valuation. Yaghlane a comparé les réseaux de valuations et les réseaux bayésiens [Yaghlane *et al.*, 2004]. Le résultat de cette comparaison est résumé dans le tableau II.6.

Propriétés	Réseau bayésien	Réseau de valuation
Structure graphique		
Type de graphe	Réseau dirigé sans circuit	Hypergraphe
Définition des relations	Basées sur l'indépendance conditionnelle	Basées sur la forme jointe
Nœuds	Variables aléatoires	Variables et valuations
Procédure d'inférence		
Type d'incertitude	Probabiliste (incertitude aléatoire)	Plusieurs formalismes d'incertitude possibles
Processus d'inférence	Quantitatif basé sur la propagation de probabilités	Quantitatif basé sur des algorithmes de fusion

TABLE II.6: Les réseaux bayésiens et les réseaux de valuations [Yaghlane *et al.*, 2004].

Le principal inconvénient de ce formalisme réside dans le fait qu'il n'inclut aucune représentation causale des liens entre les variables. Cette propriété centrale pour notre modèle rend compliquée l'utilisation des réseaux de valuations pour le problème à résoudre.

Réseaux évidentiels

Les réseaux évidentiels, introduits dans [Smets, 1993] et développés dans [Xu et Smets, 1994], utilisent des fonctions de croyance conditionnelles pour la propagation de la croyance

dans des réseaux dirigés sans circuit. Chaque nœud du réseau évidentiel représente une variable aléatoire qui est associée à un nombre fini de valeurs. Un des avantages de ce formalisme, outre le fait qu'il ait des similarités importantes avec les réseaux bayésiens, est qu'il est possible de lui associer des nœuds d'utilités permettant ainsi de faire le lien avec le principe des diagrammes d'influence [Simon et Weber, 2009].

En termes de représentation graphique, un réseau évidentiel est strictement identique à un réseau bayésien (figure II.15) mais les arcs entre les différents nœuds ont une signification différente. En effet, dans un réseau évidentiel un arc représente uniquement une relation entre deux nœuds. Par exemple, la figure II.15 signifie que nous connaissons $\{m^Z[x_i] : x_i \in \Omega_X\}$ ⁵ et $\{m^Z[y_i] : y_i \in \Omega_Y\}$ mais pas $\{m^Z[x_i, y_i] : x_i \in \Omega_X \text{ et } y_i \in \Omega_Y\}$ pour utiliser sa capacité à modéliser tout [Trabelsi, 2007].

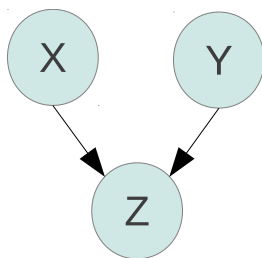


FIGURE II.15: Exemple de réseau évidentiel selon [Trabelsi, 2007].

Cependant, le fait qu'il ne soit pas possible de représenter autre chose que des relations uniquement entre deux variables rend son utilisation limitée. C'est pourquoi, Yaghlane [Yaghlane *et al.*, 2004] a généralisé ce formalisme à des relations avec un nombre quelconque de nœuds, sous le nom de réseau évidentiel dirigé que nous présenterons dans la partie suivante.

Réseaux évidentiels dirigés

Les réseaux évidentiels dirigés ont été introduits par Yaghlane [Yaghlane *et al.*, 2004]. De la même manière que les réseaux évidentiels « classiques », ils utilisent des fonctions de croyance conditionnelles pour propager la croyance dans des réseaux dirigés sans circuit. Ce formalisme est très proche de celui des réseaux bayésiens mais il utilise des fonctions de croyances conditionnelles à la place des probabilités conditionnelles. Chaque arc du réseau représente une relation conditionnelle entre deux variables, représentées par des nœuds. Chaque variable est définie sur un cadre de discernement représentant l'ensemble des valeurs qu'elle peut prendre. Les nœuds n'ayant aucun parent sont caractérisés par des fonctions de croyance a priori et les nœuds ayant des parents sont caractérisés par des fonctions de croyance conditionnellement aux valeurs de leurs parents.

Ce formalisme constitue donc un excellent cadre pour représenter un modèle hybridant fonctions de croyance et réseaux bayésiens. Nous avons donc choisi de l'utiliser par la suite. Une description plus approfondie est proposée dans la section III.4.1 (Réseaux évidentiels dirigés).

5. Il faut lire ici la distribution de masse de croyance m de Z sachant x_i ou conditionnellement à x_i .

II.2.2.3 Synthèse

Comme nous venons de le voir, l'hybridation des fonctions de croyance et des réseaux bayésiens est un problème qui a été exploré dans la littérature mais les contributions à ce sujet ne sont pas très nombreuses notamment en termes d'applications. Cette revue de la littérature nous a permis d'avoir une idée des travaux existants et nous a servi de base pour l'intégration des fonctions de croyance dans notre modèle bayésien. Les réseaux évidentiels dirigés nous semblent les plus appropriés pour atteindre nos objectifs mais la complexité calculatoire et le peu d'outils informatiques de modélisation utilisant ce formalisme nous ont poussé à envisager d'autres solutions à partir d'outils bayésiens existants. La partie suivante présente donc les différentes pistes qui ont été envisagées pour créer un modèle d'évaluation des risques utilisant les fonctions de croyance et les principes généraux des réseaux bayésiens.

II.2.3 Propositions visant à affiner la problématique

À partir de la revue de la littérature sur le thème de l'utilisation couplée des fonctions de croyance et des réseaux bayésiens que nous venons de présenter, nous avons élaboré trois approches qui nous semblent prometteuses pour intégrer les fonctions de croyance au modèle d'évaluation des risques.

Cependant, quelque soit la méthode choisie, nous devons au préalable fusionner les informations en provenance des experts et de la base de données. Nous souhaitons utiliser les caractéristiques du Modèle des Croyances Transférables pour fusionner les avis de plusieurs experts (figure II.16). La base de données est considérée au même titre qu'un expert, car elle exprime un avis par extraction statistique qui est considéré comme comparable à ceux émis par les experts. Ces avis sont ensuite transformés en fonctions de croyance et toutes ces fonctions de croyances sont ensuite fusionnées en les pondérant selon la confiance du système dans chaque expert et dans la base de données. Les processus de formalisation et de fusion des avis sont décrits en détail par la suite (chapitre III - Proposition d'un modèle hybride pour l'évaluation des risques).

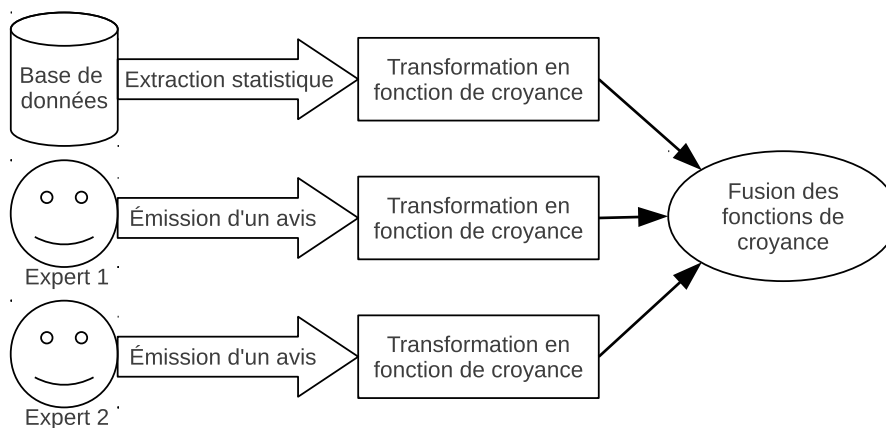


FIGURE II.16: Processus de fusion des avis.

La première méthode d'intégration de ces fonctions de croyance résultant de la fusion des différents avis ne nécessite aucune modification du formalisme des réseaux bayésiens. Cette

approche s'appuie sur les représentations alternatives à la distribution de masses de croyance que sont les fonctions de crédibilité et de plausibilité (partie II.2.1.2 - Transformations applicables à la distribution de masse de croyance). En effet, nous avons vu que, pour la prise de décision, la crédibilité peut être considérée comme une estimation optimiste de la probabilité d'occurrence pour un événement négatif (dans le cas d'un événement positif elle est considérée comme une estimation pessimiste). La plausibilité représente alors une estimation pessimiste de cette même probabilité. Nous proposons donc d'utiliser ces deux fonctions pour remplacer la probabilité d'occurrence des événements dans le réseau bayésien pour fournir une évaluation du risque optimiste ou pessimiste selon la fonction choisie (crédibilité ou plausibilité). Le principal avantage de cette méthode est qu'elle est simple à mettre en œuvre car il n'y a aucune modification du formalisme. Cependant, elle entraîne une perte d'information notamment en ce qui concerne l'incertitude qui n'est pas propagée et reste donc invisible dans le modèle. Le résultat extrait ne tient donc pas compte de cette incertitude. La figure II.17 illustre cette approche.

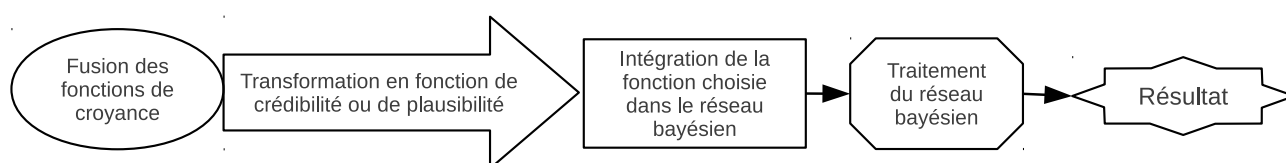


FIGURE II.17: Approche utilisant la crédibilité ou la plausibilité.

La seconde approche destinée à intégrer les fonctions de croyance dans le réseau bayésien, est dérivée de la précédente. De la même manière, elle ne nécessite pas de modification du formalisme des réseaux bayésiens. Le principe est de choisir plusieurs valeurs pour chaque fonction de croyance résultante. Il est possible de retenir la crédibilité, la plausibilité pour chaque fonction de croyance ou d'effectuer une simulation de Monte Carlo entre ces bornes et de les utiliser en tant que probabilité dans les réseaux bayésiens. Il y a donc un réseau bayésien par valeur retenue et par fonction de croyance. La principale difficulté rencontrée à ce stade réside dans l'explosion du nombre de réseaux bayésiens nécessaires pour traiter un problème ayant plusieurs variables et donc plusieurs fonctions de croyance. En effet, si N est le nombre de réseaux, k le nombre de valeurs retenues par fonction de croyance et v le nombre de variables du réseau, alors $N = k^v$. Elle est donc difficilement utilisable pour la modélisation de problèmes complexes. De plus, cette méthode nécessite une synthèse finale pour regrouper les résultats des réseaux bayésiens et faciliter la lisibilité de ces résultats. L'avantage de cette approche réside dans l'obtention d'un intervalle de probabilités au moment de la prise de décision permettant de représenter une part de l'incertitude émise dans les avis. Cependant, il y a également une perte d'information par rapport à la fonction de croyance résultante. Cette perte d'information est moindre que dans la première approche mais elle peut être significative. La figure II.18 illustre l'utilisation de cette méthode.

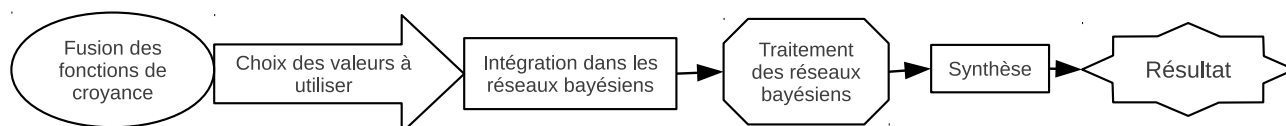


FIGURE II.18: Approche avec des valeurs multiples.

La troisième et dernière approche consiste à introduire les fonctions de croyance directement dans un réseau bayésien modifié pour pouvoir traiter ce type de données. La principale

difficulté associée à cette méthode réside dans l'adaptation des réseaux bayésiens au traitement des fonctions de croyance. Le formalisme des variables du modèle doit être revu pour qu'elles ne soient plus représentées par des probabilités mais par des fonctions de croyance. Les mécanismes d'inférence bayésienne doivent également être adaptés pour permettre la propagation de l'information issue de ces fonctions de croyance dans le réseau et la prise en compte de l'incertitude. L'avantage le plus significatif est le report du passage à un niveau décisionnel (niveau pignistique) jusqu'au dernier moment. Cette méthode est, a priori, la plus pertinente, car l'erreur de modélisation inhérente à la transformation pignistique, et donc au niveau décisionnel, est retardée au maximum. Parmi les travaux présents dans la littérature, le formalisme des réseaux évidentiels dirigés nous semble le mieux adapté pour instrumenter cette méthode. En effet, la représentation causale des événements utilisée dans ces réseaux évidentiels dirigés est similaire à celle employée dans les réseaux bayésiens et donc convient bien à notre modèle. De plus, l'utilisation du théorème de Bayes généralisé (partie III.4.1.1 - Théorème de Bayes Généralisé) comme mécanisme d'inférence dans cet outil permet d'envisager des résultats cohérents avec ceux obtenus par les réseaux bayésiens. La figure II.19 illustre cette méthode.

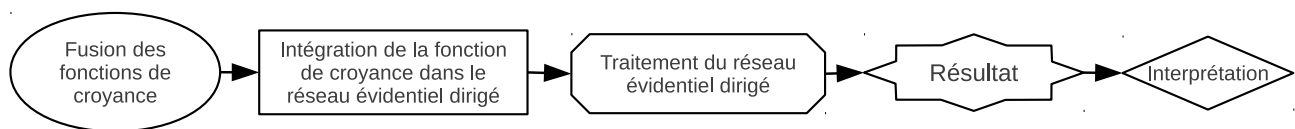


FIGURE II.19: Approche utilisant les réseaux évidentiels dirigés.

Parmi ces différentes approches, la plus complète et, par conséquent, la plus intéressante pour notre étude, est la méthode des réseaux évidentiels dirigés. Nous avons donc décidé d'utiliser ce formalisme pour améliorer notre modèle d'évaluation des risques. La présentation intégrale de ce nouveau modèle, depuis la formalisation des connaissances jusqu'à l'évaluation finale du risque en passant par la fusion des avis et le traitement dans un réseau évidentiel dirigé, fait l'objet du prochain chapitre (chapitre III - Proposition d'un modèle hybride pour l'évaluation des risques). Cependant, nous n'avons pas totalement abandonné les autres approches. En effet, la première approche a également été mise en œuvre pour servir de point de comparaison avec la méthode choisie comme nous le verrons dans le dernier chapitre (chapitre IV - Application du modèle à un cas d'étude).

II.3 Conclusion

Ce chapitre a permis d'introduire le formalisme et les fondements théoriques des réseaux bayésiens et des diagrammes d'influence. Après cette introduction, nous avons proposé un modèle basé sur ces formalismes et décrit ses utilisations possibles et ses limites. Ces dernières concernent les moyens permettant de fusionner efficacement les connaissances statistiques extraites d'une base de données avec les connaissances d'experts du domaine étudié ainsi que l'impossibilité de représenter l'incertitude épistémique (incomplétude et imprécision) de l'information, notamment d'origine experte.

Pour résoudre ces problèmes, nous avons décidé d'utiliser la théorie des fonctions de croyance et en particulier le Modèle des Croyances Transférables pour utiliser sa capacité à modéliser toutes les formes d'incertitude et à combiner les connaissances issues de sources hé-

térogènes. Pour finir, nous avons également abordé les moyens nécessaires au couplage des fonctions de croyance avec les réseaux bayésiens.

Parmi les méthodes étudiées pour intégrer les fonctions de croyance dans un réseau bayésien, nous avons retenu les réseaux évidentiels dirigés qui correspondent le plus complètement à nos objectifs. Dans le chapitre suivant, nous présentons une démarche globale pour évaluer les risques en utilisant les réseaux évidentiels dirigés, depuis la formalisation de la connaissance jusqu'à la restitution des résultats sous forme d'indicateurs en passant par la fusion des connaissances et leur traitement dans un réseau évidentiel dirigé.

Chapitre III

Proposition d'un modèle hybride pour l'évaluation des risques

III.1 Démarche	72
III.2 Formalisation de la connaissance	74
III.2.1 Connaissance experte	74
III.2.2 Connaissance statistique	82
III.3 Fusion des informations	85
III.3.1 Conflit entre les sources d'information	85
III.3.2 Choix de la règle de fusion	88
III.3.3 Normalisation des fonctions de croyance résultantes	93
III.4 Traitement de l'information et évaluation du risque	94
III.4.1 Réseaux évidentiels dirigés	94
III.4.2 Évaluation du risque	105
III.5 Restitution des résultats	107
III.5.1 Indicateur de risque	108
III.5.2 Indicateur d'incertitude sur la décision	108
III.5.3 Indicateur de conflit	111
III.6 Conclusion	113

Comme nous l'avons vu dans le chapitre précédent, l'intégration des fonctions de croyance dans le modèle bayésien, peut se faire de deux manières. La première consiste à utiliser les fonctions de crédibilité ou de plausibilité (chapitre II - Méthodes bayésiennes pour l'évaluation des risques : limites et alternatives) en tant que probabilité dans le réseau bayésien pour obtenir une évaluation optimiste ou pessimiste selon la fonction choisie. La seconde consiste à choisir plusieurs valeurs remarquables pour chaque fonction de croyance. Il est, par exemple, possible de retenir la crédibilité et la plausibilité pour chaque fonction de croyance et de les utiliser en tant que probabilité dans les réseaux bayésiens. Il y a donc un réseau bayésien par valeur

retenue et par fonction de croyance. La combinatoire liée à cette méthode engendre des difficultés importantes, notamment en termes de temps de calcul, ce qui nous a amené à développer une méthode alternative. Cette dernière approche consiste à introduire les fonctions de croyance directement dans un réseau bayésien modifié pour pouvoir traiter ce type de données (chapitre II). Comme nous l'avons vu précédemment (partie II.2), il existe plusieurs types de réseaux à base de fonctions de croyance. Nous avons choisi d'utiliser les réseaux évidentiels dirigés qui correspondent le mieux à notre problématique (partie II.2.3).

Ce chapitre présente, dans un premier temps, la méthodologie utilisée pour exploiter cette approche. Par la suite, nous présentons, de façon plus détaillée, les différents outils utilisés pour construire un outil d'évaluation des risques couplant les réseaux bayésiens avec les fonctions de croyance. Nous commençons par décrire les mécanismes de formalisation des connaissances expertes et statistiques permettant de retranscrire les avis d'experts et les extractions de la base de données à l'aide de fonctions de croyance. Nous présentons ensuite notre réflexion visant à choisir la règle de fusion des informations la mieux adaptée à notre problème. Nous continuons par le traitement de ces informations dans un réseau évidentiel dirigé, qui permet de raisonner comme dans un réseau bayésien avec des fonctions de croyance pour parvenir à l'évaluation du risque. Nous présentons finalement les mécanismes de restitution de l'information pour le décideur sous forme d'indicateurs lui permettant d'analyser les résultats pour prendre sa décision.

III.1 Démarche

Pour mettre en œuvre des réseaux à base de fonctions de croyance, nous faisons l'hypothèse que la structure du réseau est connue et a été définie au préalable avec un expert. Celui-ci aura donc défini les différents défauts, leurs causes et leurs conséquences pour construire la structure du réseau (arcs et nœuds) correspondant au système étudié. Comme nous l'avons vu précédemment (partie II.1 - Modèle pour l'évaluation des risques), nous considérons que toutes les variables sont discrètes. La démarche présentée par la suite permet d'introduire et de traiter les connaissances dans le réseau.

La démarche s'articule en quatre phases successives permettant le traitement complet des informations depuis l'émission d'un avis par l'expert ou l'extraction de connaissances statistiques à partir de la base de données, jusqu'à l'évaluation d'un risque et sa restitution au décideur sous forme d'indicateurs. La figure III.1 présente ces quatre phases :

- la première phase consiste à formaliser les connaissances provenant des différentes sources d'information statistiques et expertes. Les connaissances sont modélisées sous forme de fonctions de croyance permettant ainsi d'obtenir des représentations compatibles, dans un cadre commun.
- la seconde phase vise à fusionner les différents « avis » de ces sources d'information (modélisés sous forme de plusieurs fonctions de croyance) pour obtenir une fonction de croyance résultante qui pourra être introduite dans le réseau évidentiel dirigé.
- la troisième phase consiste à traiter ces informations au moyen d'un réseau évidentiel dirigé pour parvenir à une évaluation du risque, toujours sous forme de fonction de croyance.
- la dernière phase de ce processus a pour objectif de restituer les résultats de cette évaluation sous une forme compréhensible par l'utilisateur en vue de la prise de décision.

Elle nécessite donc la création d'indicateurs performants.



FIGURE III.1: Phases de la démarche.

Cette démarche permet de transformer une information (statistique ou experte) en indicateur de risque en utilisant les fonctions de croyance et les réseaux évidentiels pour représenter la connaissance et raisonner avec cette connaissance en tenant compte de l'incertitude épistémique. Le synoptique représenté sur la figure III.2 présente en détail l'enchaînement des actions nécessaires à cette transformation.

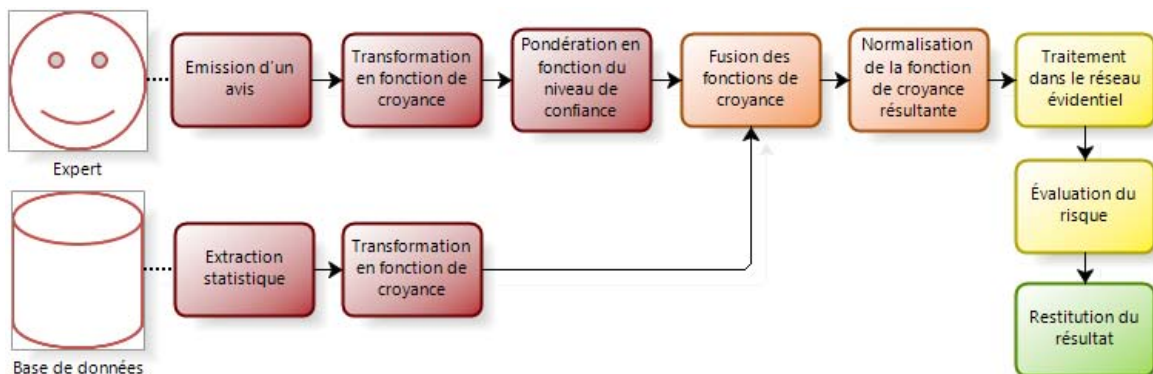


FIGURE III.2: Synoptique du fonctionnement de l'outil d'évaluation des risques.

Comme nous pouvons le voir sur cette figure, ce processus a une double entrée permettant de traiter de manière intégrée les connaissances expertes et statistiques.

En ce qui concerne la branche « Expert », l'information initiale correspond à l'avis d'un expert sur un événement. Cet avis est exprimé sous forme de probabilité subjective puis transformé en fonction de croyance avant d'être pondéré selon deux critères : le niveau de confiance que l'expert a en son jugement et le niveau de confiance que le système a en l'expert (selon son ancienneté, son domaine d'expertise, ...). Il est également possible de formaliser l'avis d'expert directement sous forme de fonction de croyance en utilisant une méthode que nous présentons par la suite (partie III.2.1 - Connaissance experte).

Pour la branche « Statistique », l'information initiale est extraite de la base de données puis transformée en fonction de croyance. Nous verrons que la méthode que nous utilisons pour transformer les statistiques en fonctions de croyance prend en compte la fiabilité de la base de

données en fonction de la quantité de données disponibles. Il n'est donc pas nécessaire de faire une opération de pondération supplémentaire.

Les différentes fonctions de croyance issues des avis des différents experts et de la base de données sont ensuite fusionnées en utilisant une règle de fusion choisie parmi celles disponibles dans la littérature (partie III.3 - Fusion des informations). Cette fusion fournit une fonction de croyance résultante qui représente la synthèse des différents avis exprimés. Pour éviter que dans la distribution de masse de cette fonction de croyance, la masse répartie sur le conflit (partie III.3.1 - Conflit entre les sources d'information) ne devienne l'information dominante, la fonction de croyance est normalisée avant d'être introduite dans le réseau évidentiel.

Une fois que tous les nœuds du réseau évidentiel ont été renseignés par des fonctions de croyance, la phase de traitement peut être réalisée. Les informations disponibles sont propagées dans le réseau et une distribution de masse est fournie en sortie. Elle représente la probabilité d'occurrence de l'événement considéré pour chaque conséquence associée à un risque identifié au préalable. Chacune de ces fonctions de croyance concernant une conséquence est ensuite multipliée avec une table de coûts conditionnels représentant l'impact de cette conséquence. Le résultat obtenu est une distribution de masse de croyance modélisant le risque.

Pour terminer, il convient de retranscrire la modélisation du risque, actuellement sous forme d'une fonction de croyance, en un indicateur compréhensible par l'utilisateur. Il est également important pour le décideur de connaître le degré d'incertitude qui entoure les valeurs fournies par l'indicateur. La construction de cet indicateur nécessite donc une phase d'analyse, puis de formalisation pour offrir un résultat pertinent au décideur.

III.2 Formalisation de la connaissance

Nous allons maintenant décrire en détail, les outils utilisés pour formaliser la connaissance en fonction de sa nature experte ou statistique. En ce qui concerne la connaissance experte, nous décrivons la manière dont l'expert émet un avis, puis nous présentons la transformation de cet avis en fonction de croyance et pour finir la pondération de cette fonction de croyance pour tenir compte du niveau de confiance en cet avis. Pour prendre en compte la connaissance statistique, nous introduisons dans un premier temps la méthode d'extraction des connaissances depuis la base de données et nous détaillons les mécanismes de transformation de données statistiques en fonctions de croyance.

III.2.1 Connaissance experte

La connaissance experte est issue de l'expérience d'une personne spécialisée dans le domaine d'étude (que nous désignerons par « l'expert » dans la suite du document). Nous considérons que l'ensemble des hypothèses permettant à l'expert de s'exprimer a été défini au préalable. Cet ensemble d'hypothèses est assimilable à un cadre de discernement $\Omega = \{\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_n\}$ qui permet d'interroger l'expert.

III.2.1.1 Élicitation d'un avis expert

Il est difficile de demander à un expert de donner son opinion directement sous la forme d'une distribution de masse de croyance. En effet, ce formalisme nécessite que l'expert soit

formé à son utilisation et n'est pas habituel. Nous présentons ici deux méthodes pour éliciter l'avis de l'expert.

La première méthode pour que l'expert exprime son avis consiste à utiliser des distributions de probabilités subjectives [Savage, 1954]. Comme nous l'avons vu précédemment (partie II.2.1.1 - Théorie des probabilités), il existe deux points de vue quant à la signification des probabilités.

Le point de vue fréquentiste utilise des probabilités dites objectives qui sont une représentation d'aspects réels de l'univers. Elles servent principalement à représenter la fréquence des phénomènes physiques et l'incertitude aléatoire qui leur est associée.

Le point de vue subjectiviste décrit les probabilités comme un support de modélisation de la croyance d'un agent. Elles sont donc un moyen simple de modéliser l'expérience d'une personne relativement à sa croyance en une hypothèse. Dans ce cas, l'expert donnera son opinion sous la forme d'une distribution de probabilités subjectives sur le cadre de discernement $\Omega = \{\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_n\}$. Ce cadre de discernement est exhaustif et contient des valeurs discrètes et indépendantes.

Cette méthode est donc utile et simple, ne présentant pas de difficulté particulière car elle ne nécessite pas de définir un vocabulaire spécifique, le raisonnement de l'expert pour fournir ces valeurs est assez naturel et n'impose pas qu'il soit formé à son usage. La « transformation pignistique inverse » permet finalement la transition d'une distribution de probabilités subjectives vers une distribution de masses de croyance.

Nous proposons une seconde méthode qui vise à utiliser un langage plus naturel pour exprimer les avis d'experts. Il existe plusieurs travaux étudiant ce problème. Wong et Lingras [Wong et Lingras, 1994] ont proposé deux opérateurs binaires pour représenter les relations de préférence et d'indifférence. Yaghlane [Yaghlane *et al.*, 2008] a développé cette méthode en ajoutant une notion de contrainte permettant de modéliser la fonction de croyance la moins informative respectant ainsi le Principe du Minimum d'Information (partie III.2.1.2 - Le Principe du Minimum d'Information (PMI)). Bryson [Bryson et Mobolurin, 1999] a proposé une autre approche appelée « processus de discrimination qualitative ». Ce processus est composé de plusieurs étapes permettant de trier de manière itérative les propositions selon trois degrés de certitude puis de leur assigner une masse de croyance en comparant les hypothèses. L'étape finale de ce processus consiste à rendre cohérente la distribution de masses de croyance résultante. Toutes ces méthodes utilisent un principe de comparaison des hypothèses deux à deux pour éliciter la connaissance experte. Nous souhaitons pour notre part développer une démarche permettant des comparaisons plus générales.

La méthode que nous proposons est proche de celle développée dans [Bryson et Mobolurin, 1999] mais elle est volontairement simplifiée pour faciliter le processus d'élicitation. Elle se présente sous la forme d'un processus itératif d'élimination des hypothèses du cadre de discernement associé à une échelle de regret pour quantifier la part de masse affectée à chaque hypothèse. L'objectif est de construire directement une distribution de masses de croyance consonante, similaire à celle résultante de l'opération de transformation pignistique inverse présentée par la suite (partie III.2.1.2 - La transformation pignistique inverse). L'expert doit répondre à deux questions successives qui sont répétées à chaque itération.

La première étape consiste à poser l'expert la question « *Parmi les hypothèses suivantes, laquelle vous semble la moins vraisemblable ?* » en commençant par proposer le cadre de discernement complet. L'hypothèse choisie est alors éliminée des choix possibles pour la seconde itération. La deuxième étape consiste à demander à l'expert d'exprimer la difficulté qu'il a eu à

faire son choix. Par exemple, il est possible d'imaginer une question de type « *Sur une échelle de 0 à 9, évaluez la difficulté que vous avez eu à choisir l'hypothèse la moins vraisemblable (0 étant le niveau très facile, 9 le niveau très difficile)* ». Cette deuxième question peut aussi être vue comme une évaluation du regret qu'il a à éliminer une hypothèse de la liste des hypothèses possibles. Lors de la seconde itération, l'expert doit répondre aux mêmes questions mais l'hypothèse choisie lors de la précédente itération ne fait plus partie de la liste des hypothèses disponibles. Ces deux opérations sont répétées jusqu'à ce qu'il ne reste plus qu'une hypothèse disponible ou jusqu'à ce que l'expert ne puisse plus départager les hypothèses.

La première question permet donc de choisir le chemin dans l'arbre de décision (figure III.3) et la deuxième question permet d'affecter une masse aux hypothèses concernées en fonction du regret ressenti par l'expert. La masse est ensuite répartie, proportionnellement au regret exprimé par l'expert, entre l'ensemble incluant l'hypothèse choisie et l'ensemble sans cette hypothèse. Lorsqu'on passe à l'itération suivante, seule la masse du sous-ensemble concerné est remise en jeu en sachant que la masse initialement affectée à l'ensemble représentant l'ignorance totale est égale à un. La figure III.3 illustre le principe de fonctionnement de cette méthode.

Cette élicitation a pour principal avantage d'utiliser des questions simples auxquelles l'expert peut répondre rapidement. Elle est également facile à informatiser et peut être instrumentée en parallèle de la méthode basée sur les probabilités subjectives (l'expert choisissant la méthode qu'il préfère). Cette seconde méthode peut également être améliorée en intégrant des notions complémentaires telles que l'hésitation (par exemple pour la première itération de l'exemple de la figure III.3, l'expert n'arrive pas à déterminer s'il doit éliminer c_2 ou c_3). Cette notion d'hésitation pourrait être prise en compte en partageant la masse à affecter au sous-ensemble de cardinalité plus faible en deux et à suivre le processus avec deux chemins de décisions possibles. Ce type de mécanisme complémentaire n'a pas été utilisé mais pourrait être une piste intéressante en perspective de notre étude.

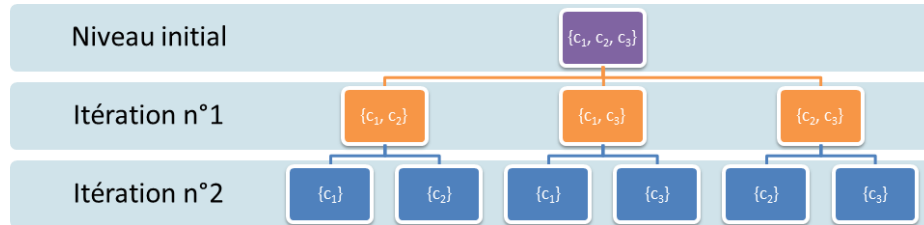
Nous avons donc à notre disposition deux méthodes de formalisation de l'avis d'expert. La première méthode nécessite cependant de convertir les probabilités subjectives obtenues en distributions de masses de croyance. Cette conversion peut se faire à l'aide d'un mécanisme appelé transformation pignistique inverse présenté dans la partie suivante.

III.2.1.2 Transformation de l'avis sous forme de fonction de croyance

Dans le cas où la connaissance a été obtenue sous la forme de distributions de probabilités subjectives, il convient de la convertir en distribution de masses de croyance. L'utilisation directe d'une distribution de masses de croyance bayésienne n'est pas envisageable car cette distribution ne tiendrait pas compte de l'incertitude épistémique inhérente à la connaissance experte exprimée dans un cadre incertain. Nous allons donc utiliser la transformation pignistique inverse qui part du principe que la distribution de probabilités P fournie par l'expert est une distribution de probabilités pignistiques ($BetP$) (partie II.2.1.2 - Aspect décisionnel). Nous cherchons donc à obtenir une distribution de masses de croyance m telle que $P = BetP(m)$. Dans la mesure où il existe une infinité de distributions de masses de croyance qui respecte cette contrainte, il convient de disposer d'un mécanisme pour choisir la distribution de masses de croyance la plus réaliste sans introduire d'erreur : c'est le Principe du Minimum d'Information. Dans la suite, nous commençons par présenter le Principe du Minimum d'Information puis nous décrivons la transformation pignistique inverse.

Illustration de la méthode de construction des fonctions de croyance par élimination d'hypothèses.

L'expert doit s'exprimer sur le cadre de discernement $\Omega = \{c_1, c_2, c_3\}$. Voici l'arbre des décisions possibles :



Nous présentons ici le fonctionnement de la méthode du point de vue de l'expert et du point de vue du système.

<i>Point de vue « Expert » (interface)</i>	<i>Point de vue « Système » (algorithme)</i>
Itération n°1 :	
Parmi les hypothèses suivantes, laquelle vous semble la moins vraisemblable ? c_1, c_2, c_3 L'expert choisit c_3 . Sur une échelle de 0 à 9, évaluez la difficulté que vous avez eu à choisir l'hypothèse la moins vraisemblable : L'expert choisi le niveau 1 sur 9.	Masse disponible : 1 Élimination de c_3 . Il faut donc répartir la masse disponible entre $m(\{c_1, c_2\})$ et $m(\{c_1, c_2, c_3\})$. On affecte 1/10ème (niveau 1 sur dix niveaux possibles) de la masse disponible à l'ensemble avec l'hypothèse choisie et le reste à celui sans cette hypothèse. $m(\{c_1, c_2\}) = 0,9$ et $m(\Omega) = 0,1$
Itération n°2 :	
Parmi les hypothèses suivantes, laquelle vous semble la moins vraisemblable ? c_1, c_2 L'expert choisit c_2 . Sur une échelle de 0 à 9, évaluez la difficulté que vous avez eu à choisir l'hypothèse la moins vraisemblable : L'expert choisi le niveau 6.	Masse disponible : 0,9 Élimination de c_2 . Il faut donc répartir la masse disponible entre $m(\{c_1\})$ et $m(\{c_1, c_2\})$. On affecte 6/10ème de la masse disponible à l'ensemble avec l'hypothèse choisie et le reste à celui sans cette hypothèse. $m(\{c_1\}) = 0,9 \times 0,4 = 0,36$ et $m(\{c_1, c_2\}) = 0,9 \times 0,6 = 0,54$
Fin :	
C'est terminé car il ne reste plus que c_1 .	Les éléments focaux de la distribution de masses résultante sont donc : $m(\{c_1\}) = 0,36$ $m(\{c_1, c_2\}) = 0,54$ et $m(\Omega) = 0,1$

FIGURE III.3: Construction d'une fonction de croyance par élimination des hypothèses.

Le Principe du Minimum d'Information (PMI)

Le Principe du Minimum d'Information (PMI) [Hsia, 1991], aussi appelé principe de l'engagement minimal (« Least Commitment Principle »), est défini par la règle : « *Quand plusieurs distributions de masses de croyance sont compatibles avec un ensemble de contraintes, la moins informative doit être choisie* ». Cette règle permet d'éviter les approximations abusives en utilisant l'hypothèse la plus large possible. Le PMI est utilisé dans un très grand nombre d'opérations du MCT et notamment pour la transformation pignistique inverse. La méthode la plus répandue pour déterminer la distribution de masses de croyance la moins informative est le calcul de non-spécificité [Dubois et Prade, 1987]. Elle vise à déterminer le taux d'incertitude des différentes distributions de masses de croyance pour choisir celle qui maximise l'incertitude pour qu'elle soit la moins informative possible. Cette mesure de non-spécificité peut être déterminée par :

$$N(m) = \sum_{\emptyset \neq A \subseteq \Omega} m(A) \times \log_2(|A|) \quad (\text{III.2.1})$$

avec $N(m) \in [0, \log_2(|\Omega|)]$ et $|A|$ la cardinalité de l'hypothèse A

Une autre méthode de mesure de l'incertitude consiste à comparer les distributions de masses de croyance en fonction de leur communalité (q) [Smets, 2000]. Cette méthode permet, en effet, de considérer que, lorsque l'on souhaite connaître la moins informative de deux distributions de masses $m_1(A)$ et $m_2(A)$, il suffit de comparer leur communalité. Par conséquent, si $q_1(A)$ est supérieure à $q_2(A)$ alors $m_1(A)$ est moins informative que $m_2(A)$. La figure III.4 illustre le principe de la mesure de non spécificité ainsi que la méthode alternative utilisant la communalité.

Des méthodes similaires à l'utilisation de la communalité existent pour appliquer le PMI avec la plausibilité (Pl) et le poids (w – partie III.3.2.4 - Règles de combinaison prudentes et hardies [Denoeux, 2008]) et ont été utilisées comme justification théorique de plusieurs mécanismes avancés de traitement de l'information dans la théorie des fonctions de croyance. L'intérêt de ces méthodes, utilisant des représentations alternatives des distributions de masses de croyance, réside dans le fait qu'elles n'utilisent pas de fonctions complexes (telles que le logarithme de base 2 utilisé dans la mesure de non-spécificité) pour évaluer le caractère informatif d'une fonction de croyance. Cependant elles ne sont pas toujours très efficaces et posent parfois des problèmes d'indétermination.

Il est à noter qu'il existe de nombreuses autres méthodes de mesure du taux d'incertitude mais nous nous limiterons à celles présentées précédemment. Le lecteur intéressé pourra se rapporter, par exemple, à [Denoeux et Masson, 2004; Harmanec, 1999] pour plus d'informations.

La transformation pignistique inverse

L'objectif de la transformation pignistique inverse est de déterminer, à partir d'une distribution de probabilités pignistiques $BetP^\Omega$, la distribution de masses de croyance m^Ω la moins informative, au sens du Principe du Minimum d'Information, qui permet de retrouver $BetP^\Omega$ par la transformation pignistique.

Lorsqu'on dispose d'une distribution de probabilités pignistiques $BetP^\Omega$ sur les singletons de Ω , la méthode de la transformation pignistique inverse [Smets, 2000] consiste, dans un premier temps, à ordonner les éléments de la distribution de façon à obtenir :

Illustration de l'application du PMI

Nous devons choisir entre deux distributions de masses de croyance m_1 et m_2 ayant pour cadre de discernement $\Omega = \{c_1, c_2, c_3\}$.

Voici les deux distributions de masses :

	\emptyset	$\{c_1\}$	$\{c_2\}$	$\{c_1, c_2\}$	$\{c_3\}$	$\{c_1, c_3\}$	$\{c, c_3\}$	Ω
m_1	0	0,3	0	0,4	0,1	0,2	0	0
m_2	0	0,4	0,05	0,1	0,05	0,1	0	0,3

Ces deux distributions de masses de croyance ont la même distribution de probabilités pignistiques :

$$BetP^\Omega(\{c_1\}) = 0,3 + \frac{0,4}{2} + \frac{0,2}{2} = 0,6$$

$$BetP^\Omega(\{c_2\}) = \frac{0,4}{2} = 0,2$$

$$BetP^\Omega(\{c_3\}) = 0,1 + \frac{0,2}{2} = 0,2$$

Les mesures de non-spécificité associées à ces distributions de masses sont :

$$N(m_1) = (0,2 + 0,6) \times \log_2(1) + 0,1 \times \log_2(2) + 0,1 \times \log_2(3) = 0,2585$$

$$N(m_2) = (0,3 + 0,1) \times \log_2(1) + (0,4 + 0,05) \times \log_2(2) + 0,15 \times \log_2(3) = 0,6877$$

Par conséquent, la distribution de masse de croyance m_2 est la moins spécifique et donc la moins informative.

Méthode alternative :

Reprenons les distributions de masses de croyance initiales et déterminons leurs communalités :

	\emptyset	$\{c_1\}$	$\{c_2\}$	$\{c_1, c_2\}$	$\{c_3\}$	$\{c_1, c_3\}$	$\{c, c_3\}$	Ω
q_1	1	0,9	0,4	0,4	0,3	0,2	0	0
q_2	1	0,9	0,45	0,4	0,45	0,4	0,3	0,3

On remarque que, quel que soit A , $q_2(A)$ est supérieure ou égale à $q_1(A)$ donc il est possible de dire que m_2 est la moins informative.

Il faut noter cependant que les deux méthodes présentées ici ne s'accordent pas toujours. De plus, dans certains cas, la méthode utilisant la communalité ne permet pas de savoir quelle est la distribution de masses la moins informative comme le montre l'exemple suivant.

	\emptyset	$\{c_1\}$	$\{c_2\}$	$\{c_1, c_2\}$	$\{c_3\}$	$\{c_1, c_3\}$	$\{c, c_3\}$	Ω
m_3	0	0,45	0	0,1	0	0,1	0,2	0,15
q_3	1	0,8	0,45	0,25	0,45	0,25	0,35	0,15
q_1	1	0,9	0,4	0,4	0,3	0,2	0	0

Dans ce cas, il n'est pas possible de déterminer si m_3 est moins informative que m_1 (ou inversement) au moyen de la communalité car $q_3(A)$ n'est pas toujours supérieure ou égale à $q_1(A)$. Il faut dans ce cas, utiliser la mesure de non-spécificité.

FIGURE III.4: Illustration du Principe du Minimum d'Information.

$$BetP^\Omega(\omega_1) \geq BetP^\Omega(\omega_2) \geq \dots \geq BetP^\Omega(\omega_i) \geq \dots \geq BetP^\Omega(\omega_n), \text{ avec } n = |\Omega|$$

Ensuite, on cherche à obtenir la distribution de masses de croyance la moins informative \hat{m}^Ω grâce au PMI. Cette distribution est composée d'éléments focaux emboîtés tels que :

$$\hat{m}^\Omega(A) = |A| \times (BetP^\Omega(\omega_i) - BetP^\Omega(\omega_{i+1})) \quad \text{(III.2.2)}$$

avec $BetP^\Omega(\omega_{n+1}) = 0$

L'exemple de la figure III.5 permet d'illustrer cette méthode.

Exemple d'utilisation de la transformation pignistique inverse

Un expert s'est exprimé sur le cadre de discernement $\Omega = \{c_1, c_2, c_3\}$ en utilisant des probabilités subjectives. Nous disposons donc de la distribution de probabilités pignistiques déjà ordonnée suivante :

$$\begin{aligned} BetP^\Omega(\{c_1\}) &= 0,6 \\ BetP^\Omega(\{c_2\}) &= 0,3 \\ BetP^\Omega(\{c_3\}) &= 0,1 \end{aligned}$$

Nous pouvons donc déterminer une distribution de masses de croyance qui respecte le Principe du Minimum d'Information en utilisant la transformation pignistique inverse :

$$\begin{aligned} \hat{m}^\Omega(\{c_1\}) &= |\{c_1\}| \times (BetP^\Omega(c_1) - BetP^\Omega(c_2)) = 1 \times (0,6 - 0,3) = 0,3 \\ \hat{m}^\Omega(\{c_1, c_2\}) &= |\{c_1, c_2\}| \times (BetP^\Omega(c_2) - BetP^\Omega(c_3)) = 2 \times (0,3 - 0,1) = 0,4 \\ \hat{m}^\Omega(\{c_1, c_2, c_3\}) &= \hat{m}^\Omega(\Omega) = |\{c_1, c_2, c_3\}| \times (BetP^\Omega(c_3) - 0) = 3 \times 0,1 = 0,3 \end{aligned}$$

FIGURE III.5: Exemple d'utilisation de la transformation pignistique inverse.

Les distributions de masses de croyance résultantes de la transformation pignistique inverse ont donc la propriété d'être consonantes.

III.2.1.3 Introduction du niveau de confiance dans l'avis de l'expert

À partir de l'avis de l'expert sous la forme d'une distribution de masses de croyance, nous pouvons ajouter la notion de fiabilité de la source d'information. En effet, il peut être utile de pouvoir pondérer l'avis d'un expert selon deux cas de figure.

Le premier cas se présente lorsque l'expert n'est pas sûr de sa compétence ou de la pertinence de sa réflexion concernant l'événement sur lequel il vient de s'exprimer. L'avis de l'expert est alors pondéré selon une auto-évaluation de sa fiabilité.

Le second cas de figure intervient lorsque l'expert débute son activité et qu'il n'a pas encore été possible de juger de son niveau de compétence ou lorsqu'il donne son avis sur un domaine différent (mais proche sinon il ne peut plus être considéré comme étant un expert) de son champ de compétence habituel. Par exemple, un technicien de maintenance aéronautique, qui n'intervient que sur un seul type d'avion, et à qui on demande de donner son avis sur un problème relatif à un avion d'un autre modèle aura certainement un avis valable mais il ne sera pas aussi fiable que s'il portait sur un avion qu'il maintient régulièrement.

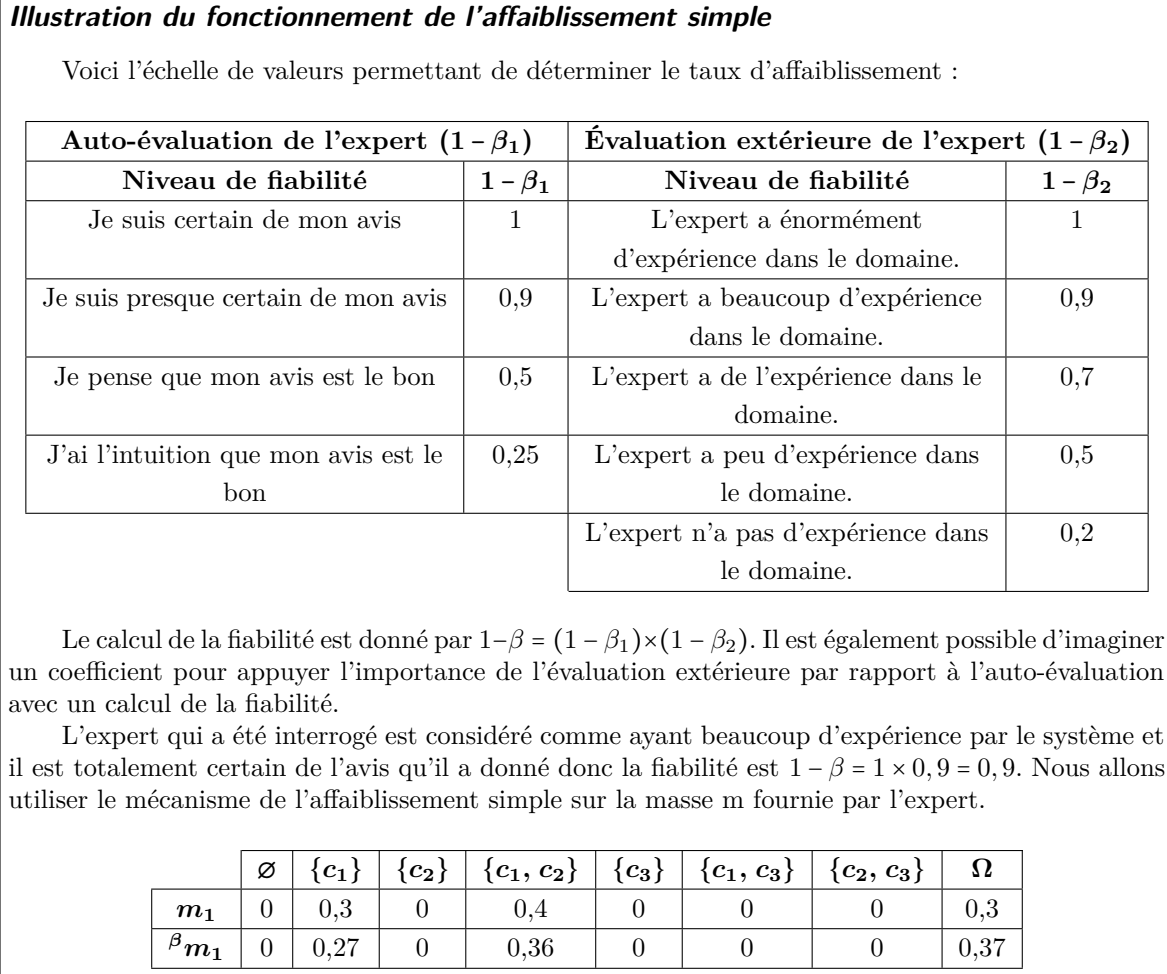


FIGURE III.6: Exemple d'application de l'opération d'affaiblissement simple.

Pour introduire cette notion de fiabilité, il est possible d'utiliser un mécanisme appelé « affaiblissement » qui consiste à pondérer les éléments focaux d'une distribution de masses de croyance en fonction de la fiabilité. Cette méthode a été introduite par Shafer [Shafer, 1976] et est aujourd'hui connue sous le nom d'affaiblissement simple. Elle consiste à pondérer tous les éléments de la distribution de masses de croyance par un coefficient noté $(1 - \beta)$ qui porte le nom de fiabilité. Le taux d'affaiblissement, noté β , est défini sur l'intervalle $[0, 1]$. Ensuite, pour respecter le Principe du Minimum d'Information, la masse restante après pondération est affectée à Ω ajoutant ainsi une part d'ignorance liée à la fiabilité de la source. Plus le taux d'affaiblissement est grand, plus la masse allouée à Ω augmente et donc plus la distribution de masse de croyance tend vers une distribution « vide ». A l'inverse, plus le taux d'affaiblissement est petit, moins la distribution de masse de croyance subit de modification. L'application de l'affaiblissement simple se fait au moyen de la formule suivante :

$$\begin{aligned}
 {}^\beta m^\Omega(A) &= (1 - \beta) \times m^\Omega(A), \quad \forall A \subset \Omega \\
 {}^\beta m^\Omega(\Omega) &= (1 - \beta) \times m^\Omega(\Omega) + \beta
 \end{aligned}
 \tag{III.2.3}$$

La définition de la valeur du taux d'affaiblissement peut engendrer des difficultés car il convient de définir une échelle de valeurs permettant de choisir un taux d'affaiblissement qui

soit suffisamment important pour que la fiabilité de l'avis de l'expert soit réellement prise en compte sans que la part d'ignorance ne devienne trop importante. De plus, la définition de l'échelle de valeurs se fait sur des critères subjectifs qui posent la question de la fiabilité de la personne qui construit cette échelle. La figure III.6 fournit un exemple d'échelle de valeurs pour déterminer le taux d'affaiblissement et illustre l'utilisation du mécanisme d'affaiblissement simple sur la distribution de masses de croyance résultante de l'exemple précédent (figure III.5).

Il existe également la notion d'affaiblissement généralisé (ou contextuel), développée notamment par Mercier [Mercier *et al.*, 2010], qui consiste à affaiblir la distribution de masses de croyance différemment selon les hypothèses du cadre de discernement. Ce mécanisme vise à tenir compte du fait que la source d'information peut être fiable sur une partie des hypothèses mais pas sur toutes. L'affaiblissement contextuel semble donc pertinent dans certains cas de figure mais ajoute une part de complexité non négligeable lors de la formalisation des informations. Nous nous restreindrons donc à utiliser l'affaiblissement simple qui nous paraît suffisant en première approche.

III.2.2 Connaissance statistique

La connaissance statistique est issue d'une base de données regroupant l'ensemble des informations capitalisées lors d'opérations passées. Nous considérons que l'ensemble des hypothèses pour lesquelles il faut extraire des connaissances statistiques a été définie au préalable. Les connaissances extraites correspondent donc à un « avis » exprimé sur le cadre de discernement $\Omega = \{\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_i, \dots, \omega_n\}$. Ce cadre de discernement est exhaustif et contient des valeurs discrètes et indépendantes.

La base de données statistique peut être résumée sous la forme d'un tableau contenant l'ensemble des cas qui ont été traités dans le passé par l'entreprise. Chaque cas est stocké sous la forme d'une ligne du tableau et chaque variable du modèle d'évaluation des risques est représentée par une colonne. La structure de la base de données est donc liée à la structure du modèle d'évaluation des risques qui, comme nous l'avons vu précédemment, a été définie en amont.

L'extraction des connaissances statistiques consiste à compter le nombre de cas vérifiant les conditions propres à chaque variable et à stocker ce nombre dans une table. La figure III.7 illustre ce principe.

Les tables contenant les résultats de l'extraction statistique doivent alors être transformées en distributions de masses de croyance pour pouvoir être intégrées dans le modèle. Une solution possible consiste à diviser le nombre de cas entrant dans une catégorie par le nombre de cas total pour obtenir une distribution de probabilités. La transformation en fonction de croyance se fait alors en utilisant la transformation pignistique inverse (partie III.2.1.2 - La transformation pignistique inverse). Cependant, comme nous le montrerons par la suite (figure III.9), cette méthode entraîne une perte d'information importante par rapport à la statistique initiale, fournissant une distribution de masses de croyance avec une grande part de la masse affectée à l'ignorance totale.

Pour résoudre ce problème, Denoeux [Denoeux, 2006] a proposé le formalisme des fonctions de croyance prédictives qui, à partir d'un nombre n d'observations d'une variable aléatoire X , permet de construire une distribution de masses de croyance représentant les futures occurrences de X .

Exemple d'extraction statistique

Voici un exemple de base de données pour un système sur lequel on peut rencontrer trois défauts (a, b et c). Chaque défaut peut avoir deux ou trois causes indépendantes, notées $Ca_{1,2,3}$, $Cb_{1,2}$ et $Cc_{1,2}$.

	Défaut a	Défaut b	Défaut c
Cas n°1	Ca_1	Cb_2	Cc_2
Cas n°2	Ca_1	Cb_1	Cc_2
Cas n°3	Ca_2	Cb_2	Cc_1
Cas n°4	Ca_3	Cb_1	Cc_2
Cas n°5	Ca_3	Cb_1	Cc_1
Cas n°6	Ca_2	Cb_2	Cc_2
Cas n°7	Ca_2	Cb_1	Cc_1
Cas n°8	Ca_2	Cb_1	Cc_2
Cas n°9	Ca_1	Cb_2	Cc_2
Cas n°10	Ca_3	Cb_1	Cc_2

Nous pouvons calculer deux types de statistiques : les statistiques, que nous nommerons « a priori », qui consistent à calculer le nombre de cas où la variable prend une valeur particulière, et les statistiques, que nous nommerons « conditionnelles », qui consistent à calculer le nombre de cas où la variable prend une valeur particulière connaissant la valeur d'une autre variable.

Exemple de table de statistiques « a priori » :

Défaut a	Ca_1	Ca_2	Ca_3	Total
Nombre des cas où Ca_k est la cause (Na_k)	3	4	3	10

Exemple de table de statistiques « conditionnelles » :

a sachant b	Ca_1	Ca_2	Ca_3	Total
Cb_1	1	2	3	6
Cb_2	2	2	0	4
Total	3	4	3	10

FIGURE III.7: Illustration du principe d'extraction statistique.

Prenons un échantillon représentatif d'une variable aléatoire $X = \{X_1, \dots, X_n\}$, ayant une distribution de probabilités inconnue, notée \mathbb{P}_X . Nous cherchons donc à construire une distribution de masses de croyance, notée $m^\Omega(., X)$, qui est moins informative (au sens du Principe du minimum d'information) que \mathbb{P}_X dans $100 \times (1 - \alpha) \%$ des cas. Le coefficient α permet ici de préciser l'intervalle de confiance dans le résultat. Les fonctions de croyance prédictives s'appuient donc sur deux conditions :

(a) Si \mathbb{P}_X était connue, alors la crédibilité associée à $m^\Omega(., X)$ devrait être égale à \mathbb{P}_X ($Cr^\Omega(., X) = \mathbb{P}_X$). Cependant cette contrainte est irréalisable donc en la relaxant, nous obtenons :

$$\forall A \subset \Omega, \quad Cr^\Omega(A; X) \xrightarrow{P} \mathbb{P}_X(A), \text{ pour } n \rightarrow \infty, \text{ avec } n, \text{ le nombre d'observations} \quad (\text{III.2.4})$$

(b) Si n est fini, $Cr^\Omega(., X)$ devrait être moins informative que \mathbb{P}_X . Cependant la

contrainte $Cr^\Omega(\cdot; X) \leq \mathbb{P}_X$ est également trop forte. Sa version relaxée, qui peut être traduite par $Cr^\Omega(\cdot; X)$ est moins informative que \mathbb{P}_X la plupart du temps, est donc :

$$P(Cr^\Omega(A; X) \leq \mathbb{P}_X(A), \forall A \subset \Omega) \geq 1 - \alpha \quad (\text{III.2.5})$$

Lorsque X est une variable discrète avec pour cadre de discernement $\Omega = \{\omega_1, \dots, \omega_K\}$, K étant le cardinal (c'est à dire le nombre de catégories ou d'hypothèses) de Ω , comme c'est le cas dans notre étude, une solution peut être trouvée en utilisant des intervalles de confiance simultanés sur les probabilités $p_k = \mathbb{P}(X = \omega_k)$. Un intervalle $[P_k^-, P_k^+]$, $k = 1, \dots, K$ est un intervalle de confiance simultané de niveau $1 - \alpha$ s'il respecte la contrainte :

$$\mathbb{P}(P_k^- \leq p_k \leq P_k^+, k = 1, \dots, K) \geq 1 - \alpha \quad (\text{III.2.6})$$

Le choix du niveau de confiance $1 - \alpha$ permet de faire un compromis entre la taille de l'intervalle de confiance et la probabilité que la valeur réelle de la probabilité soit dans cet intervalle. Nous utiliserons les intervalles de confiance simultanés asymptotiques (ils sont asymptotiques si l'inégalité proposée ci-dessus est valide quand n tend vers l'infini) proposés par Goodman [Goodman, 1965] :

$$P_k^- = \frac{b + 2N_k - \sqrt{\Delta_k}}{2(n + b)} \quad (\text{III.2.7})$$

$$P_k^+ = \frac{b + 2N_k + \sqrt{\Delta_k}}{2(n + b)} \quad (\text{III.2.8})$$

avec :

- n le nombre total d'observations,
- N_k le nombre d'observations appartenant à la catégorie ω_k ,
- $b = \chi_{1 - \frac{\alpha}{K}}^2(1)$, c'est-à-dire le fractile de la loi du Khi^2 au niveau $1 - \frac{\alpha}{K}$ avec un degré de liberté de 1.
- et $\Delta_k = b \left(b + \frac{4N_k(n - N_k)}{n} \right)$.

Ces intervalles de confiance simultanés permettent de définir une famille de mesures de probabilités décrite par la mesure de probabilité inférieure suivante qui respecte les conditions énoncées précédemment :

$$P^-(A) = \max \left(\sum_{\omega_k \in A} P_k^-, 1 - \sum_{\omega_k \notin A} P_k^+ \right) \quad (\text{III.2.9})$$

La construction de la distribution de masses de croyance à partir de ces intervalles de confiance simultanés diffère selon le nombre d'hypothèses K donc selon la cardinalité du cadre de discernement :

- Si $K = 2$, alors P^- est une fonction de croyance donc :

$$\begin{aligned} m^\Omega(\{\omega_1\}) &= P_1^- \\ m^\Omega(\{\omega_2\}) &= P_2^- \\ m^\Omega(\Omega) &= 1 - P_1^- - P_2^- \end{aligned} \quad (\text{III.2.10})$$

- Si $K = 3$, alors P^- est également une fonction de croyance donc :

$$\begin{aligned}
 m^\Omega(\{\omega_k\}) &= P_k^-, \quad k = 1, 2, 3 \\
 m^\Omega(\{\omega_1, \omega_2\}) &= 1 - P_3^+ - P_1^- - P_2^- \\
 m^\Omega(\{\omega_1, \omega_3\}) &= 1 - P_2^+ - P_1^- - P_3^- \\
 m^\Omega(\{\omega_2, \omega_3\}) &= 1 - P_1^+ - P_2^- - P_3^- \\
 m^\Omega(\Omega) &= \frac{b}{n+b}
 \end{aligned}
 \tag{III.2.11}$$

- Si $K > 3$, alors P^- n'est généralement pas une fonction de croyance selon [Denoeux, 2006] car elle ne respecte pas obligatoirement la définition formelle d'une fonction de croyance (partie II.2.1 - Les fonctions de croyance), donc il convient de trouver la distribution de masses de croyance la plus informative satisfaisant la contrainte $Cr^\Omega(., X) \leq \mathbb{P}_X$. Étant donné que nous n'avons pas besoin de ce cas de figure dans le cadre de nos travaux, nous ne développerons pas davantage cette idée. Cependant, le lecteur intéressé pourra se rapporter à [Denoeux, 2006] pour plus d'informations.

La figure III.8 illustre le principe de fonctionnement des fonctions de croyance prédictives et la figure III.9 compare la méthode de la transformation pignistique inverse avec celle des fonctions de croyance prédictives.

Comme nous pouvons le voir dans ce second exemple, les deux résultats de la transformation pignistique sont similaires mais la méthode utilisant les fonctions de croyance prédictives offre une information bien plus riche avec une masse sur l'ignorance totale très inférieure à celle de l'autre méthode. Cet écart est dû au fait que la méthode de la transformation pignistique inverse n'utilise pas toutes les informations disponibles, notamment les lois statistiques liées à la répétition des cas. Les fonctions de croyance prédictives sont donc plus intéressantes en particulier dans le cas où les distributions de masses de croyance résultantes doivent être fusionnées comme c'est le cas dans notre étude.

Il est intéressant de noter que la méthode des fonctions de croyance prédictives prend en compte automatiquement la fiabilité de la base de données en fonction du nombre de cas observés n . En effet, plus n est petit plus la taille des intervalles de confiance simultanés de Goodman est importante et donc plus la masse affectée à l'ignorance (partielle et totale) est grande (figure III.10).

III.3 Fusion des informations

L'objectif de la fusion des informations est de fournir une vue globale et complète d'informations hétérogènes en provenance de plusieurs sources afin d'améliorer la prise de décision. Dans notre cas, elle a pour but de fournir une distribution de masses de croyance regroupant les fonctions de croyance provenant de plusieurs experts et de la base de données. Dans cette partie, nous allons introduire la notion de conflit, qui est un concept central dans les problématiques de fusion d'information. Nous continuerons par les différentes règles de combinaison possible dans le contexte de l'utilisation du Modèle des Croyances Transférables. Enfin, nous terminerons par la présentation du mécanisme de normalisation utilisé pour la gestion du conflit.

III.3.1 Conflit entre les sources d'information

Lors d'une opération de fusion, dans toutes les approches de représentation de connaissances imparfaites, deux notions sont régulièrement au cœur des mécanismes et peuvent parfois

Illustration du fonctionnement des fonctions de croyance prédictives.

Un problème connu peut avoir trois causes c_1, c_2, c_3 ($K = 3$). Le cadre de discernement est donc $\Omega = \{c_1, c_2, c_3\}$. Les données extraites de la base de données fournissent le compte des observations faites dans le passé :

	c_1	c_2	c_3	Total (n)
Nombre des cas où c_k est la cause (N_k)	96	21	33	150

Nous calculons donc les intervalles de confiance simultanés de Goodman avec un niveau de confiance de 95% ($1 - \alpha = 0,95$) pour les trois causes :

	c_1	c_2	c_3
P_k^-	0,54	0,09	0,15
P_k^+	0,73	0,22	0,31

Exemple du calcul pour c_1 :

$$n = 150, N_1 = 96, b = \chi_{1-\frac{\alpha}{K}}^2(1) = \chi_{0,9833}^2(1) = 5,7311 \text{ et } \Delta_1 = b \left(b + \frac{4N_1(n - N_1)}{n} \right)$$

donc :

$$P_1^- = \frac{b + 2N_1 - \sqrt{\Delta_1}}{2(n + b)} = 0,5426$$

$$P_1^+ = \frac{b + 2N_1 + \sqrt{\Delta_1}}{2(n + b)} = 0,7271$$

Nous pouvons donc construire la distribution de masses de croyance en utilisant la méthode proposée pour $K = 3$:

$$m^\Omega(\{c_1\}) = P_1^- = 0,54, \quad m^\Omega(\{c_2\}) = P_2^- = 0,09, \quad m^\Omega(\{c_3\}) = P_3^- = 0,15$$

$$m^\Omega(\{c_1, c_2\}) = 1 - P_3^+ - P_1^- - P_2^- = 0,06$$

$$m^\Omega(\{c_1, c_3\}) = 1 - P_2^+ - P_1^- - P_3^- = 0,09$$

$$m^\Omega(\{c_2, c_3\}) = 1 - P_1^+ - P_2^- - P_3^- = 0,03$$

$$m^\Omega(\Omega) = \frac{b}{n+b} = 0,04$$

FIGURE III.8: Exemple de fonctionnement des fonctions de croyance prédictives.

Comparaison entre la méthode utilisant la transformation pignistique inverse et la méthode utilisant les fonctions de croyance prédictives

	c_1	c_2	c_3	Total (n)
Nombre des cas où c_k est la cause (N_k)	96	21	33	150
N_k/n	0,64	0,14	0,22	1

Voici le résultat du calcul de la distribution de masses de croyance correspondante par la transformation pignistique inverse (TPI) et la comparaison avec la distribution construite par la méthode des fonctions de croyance prédictives (FCP) :

	\emptyset	$\{c_1\}$	$\{c_2\}$	$\{c_1, c_2\}$	$\{c_3\}$	$\{c_1, c_3\}$	$\{c_2, c_3\}$	Ω
m (FCP)	0	0,54	0,09	0,06	0,15	0,09	0,03	0,04
m (TPI)	0	0,42	0	0	0	0	0,16	0,42
$BetP$ (FCP)	-	0,63	0,15	-	0,22	-	-	-
$BetP$ (TPI)	-	0,64	0,14	-	0,22	-	-	-

FIGURE III.9: La transformation pignistique inverse et les fonctions de croyance prédictives.

Illustration de la prise en compte de la fiabilité de la base de données dans les fonctions de croyance prédictives

Nous disposons de deux jeux de données sur le même cadre de discernement $\Omega = \{c_1, c_2, c_3\}$. L'échantillon n°2 présente moins de cas que le n°1 mais les proportions entre les différentes catégories sont exactement les mêmes :

	c_1	c_2	c_3	Total (n)
Jeux n°1 : Nombre des cas où c_k est la cause (N_k)	96	21	33	150
Jeux n°2 : Nombre des cas où c_k est la cause (N_k)	32	7	11	50

Voici les distributions de masses de croyance correspondantes obtenues en utilisant la méthode des fonctions de croyance prédictives :

	\emptyset	$\{c_1\}$	$\{c_2\}$	$\{c_1, c_2\}$	$\{c_3\}$	$\{c_1, c_3\}$	$\{c_2, c_3\}$	$\{\Omega\}$
m_1	0	0,54	0,09	0,06	0,15	0,09	0,03	0,04
m_2	0	0,47	0,06	0,09	0,11	0,13	0,05	0,09

Nous remarquons donc que la part de la masse affectée aux hypothèses signifiant une ignorance partielle ou totale est plus grande dans le cas n°2 lorsqu'il y a moins de données et donc que la base de données est moins fiable.

FIGURE III.10: Prise en compte de la fiabilité par les fonctions de croyance prédictives.

poser problème : le conflit et la redondance.

Le conflit est rencontré lorsque plusieurs sources d'informations fournissent des interprétations contradictoires d'un même phénomène. Ce type de situations conflictuelles est assez fréquent lors d'une opération de fusion de données, dans les problèmes de décision multi-expert ou dans les systèmes complexes avec de nombreux capteurs.

La redondance, à l'inverse du conflit, correspond au fait que plusieurs sources d'informations fournissent des avis concordants. Ce phénomène est rencontré régulièrement dans les opérations de fusion car les sources d'informations expriment leur avis généralement sur le même événement. La redondance est souvent considérée comme un aspect positif car elle permet de confirmer la validité de l'information.

Avant d'aborder la représentation de la notion de conflit, il convient d'aborder les notions de monde « fermé » et « ouvert ». Un modèle utilisant les fonctions de croyance est dit en monde fermé, lorsque son cadre de discernement est exhaustif, c'est à dire qu'il contient toutes les hypothèses permettant de représenter le système étudié. La masse liée à l'ensemble vide est donc nulle ($m^\Omega(\emptyset) = 0$). À l'inverse, lorsque le cadre de discernement est non-exhaustif, il peut exister des hypothèses qui n'ont pas été recensées lors de la construction du modèle, on parle alors de monde ouvert. Le MCT peut être utilisé aussi bien en monde fermé qu'en monde ouvert, ce qui n'est pas le cas du modèle de Shafer [Shafer, 1976].

Dans le cadre d'un monde ouvert, si on dispose d'une distribution de masses de croyance sous-normale (c'est à dire que $m^\Omega(\emptyset) \neq 0$ – partie II.2.1.2 - Formalisation des fonctions de croyance), cette masse peut être interprétée de deux manières. Elle peut être considérée comme un indicateur de l'invalidité (ou une classe de rejet) du cadre de discernement signifiant qu'il faut redéfinir celui-ci pour prendre en compte des hypothèses qui n'ont pas été intégrées initialement. L'autre interprétation considère la masse sur l'ensemble vide comme une information impossible traduisant le conflit entre des sources d'informations. $m^\Omega(\emptyset)$ est alors considérée comme une mesure du conflit. C'est cette seconde interprétation que nous avons choisi d'utiliser.

III.3.2 Choix de la règle de fusion

Afin de choisir la règle de fusion (aussi appelée règle de combinaison) la mieux adaptée parmi les nombreuses possibilités présentes dans la littérature, nous allons ici présenter les règles les plus communément utilisées ainsi que leurs propriétés. Cependant, avant de poursuivre, il convient de noter que l'utilisation de ces règles est conditionnée par deux attributs d'une source d'information : une source est dite fiable si l'on peut lui faire confiance et deux sources sont dites distinctes, concept proche de l'indépendance probabiliste [Yaghlane *et al.*, 2001; 2002], si les deux sources n'ont rien en commun [Smets, 1993]. Par exemple pour que deux experts soient considérés comme sources d'informations distinctes, il faudrait, dans l'idéal, qu'ils n'aient pas la même formation ni les mêmes informations pour prendre leur décision ou encore qu'il ne travaillent pas dans le même service d'une entreprise. En somme, il faudrait qu'ils n'aient aucune expérience en commun.

Nous allons présenter ici plusieurs règles de fusion. Nous commencerons par la règle de combinaison conjonctive, utilisée pour des sources distinctes et fiables, puis nous continuerons par la règle de combinaison disjonctive, utilisée pour des sources distinctes mais dont l'une n'est pas fiable. Ensuite nous aborderons la règle de combinaison adaptative, qui est une règle hybridant les deux précédentes. Pour finir, nous détaillerons les règles de combinaison prudentes et

hardies qui sont employées lorsque les sources ne sont pas distinctes et dont les développements sont plus récents. L'illustration et la comparaison, au moyen d'un exemple, de toutes ces règles de fusion seront présentées dans une synthèse finale.

III.3.2.1 Règle de combinaison conjonctive [Shafer, 1976]

Considérons deux distributions de masses de croyance, m_1^Ω et m_2^Ω , distinctes et fiables. Shafer [Shafer, 1976] a proposé la règle de combinaison conjonctive (Conjunctive Rule of Combination – CRC), notée \odot , définie par :

$$m_{1\odot 2}^\Omega(A) = (m_1^\Omega \odot m_2^\Omega)(A) = \sum_{B \cap C = A} m_1^\Omega(B) \times m_2^\Omega(C), \quad \forall A, B, C \subseteq \Omega \quad (\text{III.3.1})$$

Cette formulation mathématique peut être simplifiée par l'utilisation des fonctions de communalité, q_1^Ω et q_2^Ω , associées aux distributions de masses de croyance, m_1^Ω et m_2^Ω :

$$q_{1\odot 2}^\Omega(A) = (q_1^\Omega \odot q_2^\Omega)(A) = q_1^\Omega(A) \times q_2^\Omega(A), \quad \forall A \subseteq \Omega \quad (\text{III.3.2})$$

Cette règle agit en transférant la masse sur les sous-ensembles ayant une cardinalité plus faible. Cet effet de spécialisation [Smets, 2002] est dû à l'utilisation de l'intersection dans la CRC.

La règle de combinaison conjonctive possède plusieurs propriétés notables. D'un point de vue mathématique, elle est associative ($m_1^\Omega \odot (m_2^\Omega \odot m_3^\Omega) = (m_1^\Omega \odot m_2^\Omega) \odot m_3^\Omega$) et commutative ($m_1^\Omega \odot m_2^\Omega = m_2^\Omega \odot m_1^\Omega$). Elle n'est cependant pas idempotente ($m_1^\Omega \odot m_1^\Omega \neq m_1^\Omega$), c'est pourquoi il est impossible de fusionner des distributions de masses de croyance provenant de sources non-distinctes (dépendante ou en interaction). De plus, cette opération est linéaire et peut être effectuée à l'aide d'un calcul matriciel [Smets, 2002].

L'élément neutre de cette règle est $m^\Omega(\Omega) = 1$ et son élément absorbant est $m^\Omega(\emptyset) = 1$, ce qui signifie qu'elle accentue le conflit. Le résultat de cette combinaison peut donc être une distribution de masses de croyance sous-normale. Si ce résultat est normalisé (partie III.3.3 - Normalisation des fonctions de croyance résultantes) par la suite, alors l'opération effectuée est équivalente à la règle orthogonale de Dempster [Dempster, 1967], notée \oplus :

$$m_{1\oplus 2}^\Omega(A) = (m_1^\Omega \oplus m_2^\Omega)(A) = \begin{cases} \frac{m_{1\odot 2}^\Omega(A)}{1 - m_{1\odot 2}^\Omega(\emptyset)} & \forall A \subseteq \Omega \text{ si } A \neq \emptyset \\ 0 & \text{si } A = \emptyset \end{cases} \quad (\text{III.3.3})$$

III.3.2.2 Règle de combinaison disjonctive [Smets, 1993]

Si le problème de fusion à traiter comporte une distribution de masses de croyance ayant une source qui n'est pas fiable, que ce niveau de fiabilité n'est pas quantifiable et qu'il est impossible de déterminer quelle est la source qui n'est pas fiable mais qu'au moins une des sources est fiable, il est alors possible d'utiliser valablement la règle de combinaison disjonctive (Disjunctive Rule of Combination – DRC) [Smets, 1993], notée \cup et définie par :

$$m_{1 \odot 2}^{\Omega}(A) = (m_1^{\Omega} \odot m_2^{\Omega})(A) = \sum_{B \cup C = A} m_1^{\Omega}(B) \times m_2^{\Omega}(C), \quad \forall A \subseteq \Omega \quad (\text{III.3.4})$$

Comme pour la règle de combinaison conjonctive, les sources des distributions de masses de croyance que l'on souhaite combiner doivent être distinctes. La formulation mathématique peut également être simplifiée par l'utilisation des fonctions d'implicabilité, b_1^{Ω} et b_2^{Ω} , associées à m_1^{Ω} et m_2^{Ω} :

$$b_{1 \odot 2}^{\Omega}(A) = (b_1^{\Omega} \odot b_2^{\Omega})(A) = b_1^{\Omega}(A) \times b_2^{\Omega}(A), \quad \forall A \subseteq \Omega \quad (\text{III.3.5})$$

Cette règle agit en transférant la masse sur les sur-ensembles pouvant avoir une cardinalité plus élevée. C'est un effet de généralisation (qui est l'inverse de la spécialisation de la CRC) [Smets, 2002].

Comme la CRC, la règle de combinaison disjonctive est associative, commutative et non-idempotente. Son élément neutre est $m^{\Omega}(\emptyset) = 1$ et son élément absorbant est $m^{\Omega}(\Omega) = 1$. Elle peut également être représentée sous forme matricielle du fait de sa linéarité [Smets, 2002].

Notons également que les lois de De Morgan, issues de la logique, peuvent être appliquées pour exprimer le rapport entre la CRC et la DRC :

$$\begin{aligned} \overline{m_1 \odot m_2} &= \overline{m_1} \odot \overline{m_2} \\ \overline{m_1 \oplus m_2} &= \overline{m_1} \oplus \overline{m_2} \end{aligned} \quad (\text{III.3.6})$$

III.3.2.3 Règle de combinaison adaptative [Dubois et Prade, 1988]

La règle de combinaison adaptative, introduite par Dubois et Prade [Dubois et Prade, 1988], couple l'utilisation de la CRC et de la DRC. Cette règle, que nous noterons \odot , combine de façon conjonctive les distributions de masses de croyance issues de sources qui ne sont pas en conflit (c'est à dire des distributions de masses de croyance dont les éléments focaux ont une intersection non vide) et de façon disjonctive les autres. Formellement, cette règle s'écrit :

$$m_{1 \odot 2}^{\Omega}(A) = \sum_{B \cap C = A} m_1^{\Omega}(B) \times m_2^{\Omega}(C) + \sum_{B \cup C = A \text{ et } B \cap C = \emptyset} m_1^{\Omega}(B) \times m_2^{\Omega}(C), \quad \forall A, B, C \subseteq \Omega \quad (\text{III.3.7})$$

Cette règle suppose que les sources sont fiables lorsqu'elles ne sont pas en conflit et qu'au moins l'une des sources est fiable lorsqu'elles sont en conflit. Elle interprète donc le conflit comme l'erreur d'une seule des sources d'information et transfère la masse associée à ce conflit sur l'union des hypothèses impliquées. Cette règle est commutative et non-idempotente. Elle est également quasi-commutative, c'est à dire :

$$SI \left((m_1^{\Omega} \odot m_2^{\Omega}) \odot m_3^{\Omega} \right) \in A, \text{ ET } SI \ m_2^{\Omega} \in A, \text{ ALORS } (m_1^{\Omega} \odot m_3^{\Omega}) \in A$$

III.3.2.4 Règles de combinaison prudentes et hardies [Denoëux, 2008]

Toutes les règles de combinaison décrites précédemment reposent sur l'hypothèse que les sources d'information, servant à construire les distributions de masses de croyance destinées à

être fusionnées, sont distinctes. Il peut cependant être utile de combiner des distributions de masses de croyance non-distinctes ce qui, en pratique, est un cas de figure courant. Dans cet objectif, Denoeux [Denoeux, 2008] a proposé deux règles supplémentaires. La règle de combinaison conjonctive prudente, notée $\textcircled{\wedge}$, (Cautious Conjunctive Rule of Combination – CCRC) et la règle de combinaison disjonctive hardie, notée $\textcircled{\vee}$, (Bold Disjunctive Rule of Combination – BDRC) sont basées sur la décomposition canonique de la distribution de masses de croyance.

La décomposition canonique, introduite par Shafer [Shafer, 1976], consiste à exprimer une distribution de masses de croyance non-dogmatique (c'est à dire que $m^\Omega(\Omega) > 0$) en utilisant une combinaison conjonctive de distributions de masses de croyances simples, notées $A^{w(A)}$. Comme $A^{w(A)}$ est une distribution simple, elle n'est composée que de deux éléments focaux : $m^\Omega(A) = 1 - w(A)$ et $m^\Omega(\Omega) = w(A)$. Smets [Smets, 1995] a défini la notion de distribution de masses de croyance simple généralisée (Generalized Simple Basic Belief Assignment – GSBBA) permettant de construire la décomposition canonique d'une distribution de masses de croyance quelconque. Une GSBBA est définie par une fonction $\mu : 2^\Omega \rightarrow \mathfrak{R}$ telle que :

$$\begin{aligned} \mu(A) &= 1 - w \\ \mu(\Omega) &= w \\ \mu(B) &= 0, \quad \forall B \in 2^\Omega \setminus \{A, \Omega\} \\ &\text{avec } A \neq \Omega \text{ et } w \in [0, +\infty[\end{aligned}$$

Il existe une unique décomposition canonique conjonctive pour une distribution de masses de croyance non-dogmatique ($m^\Omega(\Omega) \neq 0$). Elle est définie comme la combinaison conjonctive de GSBBA :

$$m^\Omega = \bigcap_{A \subseteq \Omega} A^{w(A)}$$

où $w^\Omega(A) = \prod_{A \subseteq B} q^\Omega(B)^{(-1)^{|B|-|A|+1}}$, $w^\Omega(A) \in [0, +\infty[$ et $\forall A \subseteq \Omega$

De même, il existe une unique décomposition canonique disjonctive [Denoeux, 2008] pour une distribution de masses de croyance sous-normale ($m^\Omega(\emptyset) > 0$). Elle est définie comme la combinaison disjonctive de GSBBA :

$$m^\Omega = \bigcup_{A \neq \emptyset} A_{v(A)}$$

où A_v correspond à une distribution de masses de croyance sous-normale avec deux éléments focaux : $m^\Omega(A) = 1 - v(A)$ et $m^\Omega(\emptyset) = v(A)$. Le calcul de $v(A)$ s'effectue **(1)** en déterminant d'abord la distribution de masses de croyance \overline{m}^Ω qui est la négation de m^Ω , **(2)** en calculant les poids $\overline{w}(A)$, qui lui sont associés, en utilisant la formule présentée précédemment, et **(3)** en prenant le complémentaire $\overline{w}(\overline{A})$ de chaque poids. Ainsi ce calcul peut s'écrire $v(A) = \overline{w}(\overline{A})$.

Les règles prudentes (CCRC) et hardie (BDRC) utilisent des opérateurs issus de la logique floue pour combiner les distributions de masses de croyance. Ces opérateurs flous sont de type t-norme ou t-conorme, respectivement conjonctif et disjonctif. Il existe une infinité d'opérateurs de combinaison [Denoeux, 2008], cependant nous nous limiterons ici, à l'utilisation de l'opérateur t-norme « minimum », noté \wedge , qui est utilisé dans ces deux règles de combinaison.

Nous pouvons donc écrire la règle de combinaison conjonctive prudente, notée $\textcircled{\wedge}$:

$$m_1^\Omega \textcircled{\wedge} m_2^\Omega = \bigcap_{A \subseteq \Omega} A^{w_1^\Omega(A) \wedge w_2^\Omega(A)} \quad (\text{III.3.8})$$

et la règle de combinaison disjonctive hardie, notée $\textcircled{\vee}$:

$$m_1^\Omega \textcircled{\vee} m_2^\Omega = \bigcup_{A \subseteq \Omega} A_{v_1^\Omega(A) \wedge v_2^\Omega(A)} \quad (\text{III.3.9})$$

La transition d'une règle à l'autre peut se faire par la formulation $m_1^\Omega \textcircled{\vee} m_2^\Omega = \overline{\overline{m_1^\Omega} \textcircled{\wedge} \overline{m_2^\Omega}}$.

Il faut noter également que la règle conjonctive prudente peut, comme la CRC, être normalisée :

$$(m_1 \textcircled{\wedge} * m_2)(A) = \begin{cases} \frac{(m_1 \otimes m_2)(A)}{1 - (m_1 \otimes m_2)(\emptyset)} & \forall A \subseteq \Omega \text{ si } A \neq \emptyset \\ 0 & \text{si } A = \emptyset \end{cases} \quad (\text{III.3.10})$$

Les règles de combinaison présentées dans cette partie possèdent plusieurs propriétés notables. Elles sont toutes commutatives, associatives et, contrairement à la CRC et la DRC, idempotentes. Ces règles correspondent à des développements récents mais semblent très prometteuses pour s'affranchir du problème de l'indépendance des sources d'information.

III.3.2.5 Synthèse sur les règles de combinaison

Les règles de combinaison que nous venons de présenter ont toutes des conditions d'utilisation particulières, liées à l'indépendance et à la fiabilité des sources. Le tableau III.1 résume le choix de la règle de fusion en fonction de ces conditions.

Sources		Distinctes	Non-distinctes
Fiables	Monde fermé	$\textcircled{\oplus}$	$\textcircled{\wedge}^*$
	Monde ouvert	$\textcircled{\cap}$	$\textcircled{\wedge}$
Au moins une fiable		\textcircled{D}	$\textcircled{\vee}$
		$\textcircled{\cup}$	

TABLEAU III.1: Contexte d'utilisation des différentes règles de combinaison.

La figure III.11 permet la comparaison entre ces règles de combinaison sur un exemple.

En ce qui concerne la fusion des connaissances dans notre étude, nous avons choisi d'utiliser la **règle de combinaison conjonctive prudente** pour la fusion des avis d'experts et avec la base de données car nous considérons que nos sources d'information sont fiables mais qu'elles ne sont pas distinctes. En effet, la fiabilité des sources est déjà prise en compte lors de la modélisation de la connaissance grâce à l'utilisation de l'affaiblissement simple (partie III.2.1.3 - Introduction du niveau de confiance dans l'avis de l'expert). De plus, nous considérons que nos

sources ne sont pas indépendantes (non-distinctes) car les différents experts disposent des mêmes informations pour forger leur opinion. Ils travaillent pour la même entreprise. Par conséquent, ils ont une expérience commune et pour finir, ils peuvent avoir accès à la même base de données statistique.

La seconde utilisation que nous faisons de ces règles de fusion est l'utilisation des **règles de combinaison disjonctives et conjonctives** pour instrumenter les mécanismes de propagation dans les réseaux évidentiels dirigés, que nous utilisons pour traiter la connaissance (partie III.4.1 - Réseaux évidentiels dirigés) ainsi que pour construire les distributions de masses de croyance conditionnelles (partie III.4.1.1 - Fonctions de croyance conditionnelles). La règle de combinaison conjonctive est également souvent utilisée dans le fonctionnement de certains mécanismes avancés de traitement des fonctions de croyance.

Comparaison des règles de fusion

Nous souhaitons fusionner deux distributions de masses de croyance m_1 et m_2 ayant pour cadre de discernement $\Omega = \{c_1, c_2, c_3\}$.

	\emptyset	$\{c_1\}$	$\{c_2\}$	$\{c_1, c_2\}$	$\{c_3\}$	$\{c_1, c_3\}$	$\{c_2, c_3\}$	Ω
m_1	0,01	0	0,2	0,15	0	0	0,4	0,24
m_2	0,02	0	0,1	0,1	0	0,2	0,5	0,08
$m_{1 \oplus 2}$	0,0698	0,03	0,35	0,051	0,08	0,048	0,352	0,0192
$m_{1 \ominus 2}$	0	0,0323	0,3763	0,0548	0,086	0,0516	0,3784	0,0206
$m_{1 \odot 2}$	0,0002	0	0,025	0,054	0	0,002	0,353	0,5658
$m_{1 \oslash 2}$	0,5718	0,0364	0,0818	0,0146	0,1819	0,0291	0,0728	0,0116
$m_{1 \otimes^* 2}$	0	0,085	0,1911	0,034	0,4248	0,068	0,1699	0,0272
$m_{1 \otimes 2}$	0,0004	0	0,0096	0,0084	0	0,0048	0,0418	0,935

Parmi les remarques que nous pouvons faire à partir de ce tableau, il est intéressant de noter que les règles conjonctives (CRC et CCRC) donnent des résultats avec une masse importante sur le conflit, la normalisation est donc essentielle dans ces cas. À l'inverse, les règles disjonctives (DRC et BDRC) donnent des résultats avec une masse importante sur l'ignorance. Notons que le choix de la règle de fusion impacte de manière importante la distribution de masses de croyance résultante. Cette différence entre les règles de combinaison se retrouve donc après une transformation pignistique et influence la décision :

	c_1	c_2	c_3
$BetP_{1 \oplus 2}$	0,0923	0,5998	0,3079
$BetP_{1 \ominus 2}$	0,2166	0,4172	0,3662
$BetP_{1 \odot 2}$	0,145	0,3021	0,5529
$BetP_{1 \otimes 2}$	0,3184	0,3465	0,3351

FIGURE III.11: Comparaison des règles de fusion.

III.3.3 Normalisation des fonctions de croyance résultantes

Nous avons vu que l'utilisation de certaines règles de fusion permet de mettre en évidence le conflit en affectant une masse à l'ensemble vide. Cette information sur le conflit peut être très utile mais, lorsque le nombre d'experts augmente, le nombre d'utilisation des règles de

combinaison et donc la masse affectée au conflit augmentent. Il convient donc de normaliser les distributions de masses de croyance résultantes de la fusion avant de les traiter par le réseau évidentiel pour éviter que le conflit ne devienne l'information prédominante ce qui rendrait les autres informations sans influence dans le réseau évidentiel dirigé. Il existe plusieurs règles de redistribution du conflit [Lefevre *et al.*, 2002]. Parmi celles-ci, la normalisation est la plus utilisée. Cependant, avant d'approfondir le mécanisme de normalisation, il est important de noter que toutes ces règles de redistribution du conflit font disparaître le conflit de la distribution de masses de croyance alors que cette information peut être importante aux yeux du décideur final. Il convient alors de conserver cette information pour qu'elle soit restituée en même temps que le résultat au décideur dans un indicateur (partie III.5 - Restitution des résultats).

L'objectif de la normalisation est de passer d'une distribution de masses de croyance sous-normale, c'est-à-dire avec une masse non-nulle affectée à l'ensemble ($m^\Omega(\emptyset) \neq 0$), à une distribution normale ($m^\Omega(\emptyset) = 0$). Pour cela, il suffit d'appliquer, à la distribution sous-normale, la formule suivante :

$$m_*^\Omega(A) = \begin{cases} \frac{m_*^\Omega(A)}{1-m_*^\Omega(\emptyset)} & \forall A \subseteq \Omega \text{ si } A \neq \emptyset \\ 0 & \text{si } A = \emptyset \end{cases} \quad (\text{III.3.11})$$

Cette étape de normalisation peut servir à effectuer la transition entre monde ouvert et monde fermé ce qui est très utile dans un grand nombre d'applications [Ramasso *et al.*, 2008].

Comme nous l'avons dit précédemment, il existe d'autres règles de redistribution comme celle de Yager [Yager, 1987] qui transfère l'intégralité de la masse affectée au conflit vers l'ignorance totale. Ces règles de redistribution sont parfois intégrées dans les règles de combinaison comme c'est le cas dans certaines des règles de combinaison que nous avons présentées précédemment (Règle orthogonale de Dempster – partie III.3.2.1, règle adaptative de Dubois et Prade – partie III.3.2.3, et règle prudente normalisée – partie III.3.2.4).

III.4 Traitement de l'information et évaluation du risque

Après avoir présenté la manière dont sont formalisées les connaissances et les méthodes permettant de fusionner ces connaissances, nous nous intéressons maintenant au traitement de ces informations pour parvenir à évaluer le risque. Nous commençons par présenter le formalisme des réseaux évidentiels dirigés que nous avons choisi d'utiliser pour réaliser l'inférence. Par la suite, nous détaillons la manière dont est fait le traitement des informations dans le réseau évidentiel dirigé pour fournir une évaluation du risque.

III.4.1 Réseaux évidentiels dirigés

Comme nous l'avons vu précédemment, les réseaux évidentiels dirigés permettent de mettre en œuvre des mécanismes de raisonnement, proches de ceux employés dans les réseaux bayésiens, en utilisant une connaissance formalisée par des fonctions de croyance. Cette technique repose sur l'utilisation des fonctions de croyance conditionnelles et s'appuie sur le Théorème de Bayes Généralisé pour effectuer l'inférence et propager la connaissance dans le réseau.

Dans cette partie, nous commencerons par introduire plusieurs techniques de traitement des fonctions de croyance ainsi que le Théorème de Bayes Généralisé qui sont essentiels à

la compréhension des réseaux évidentiels dirigés. Nous aborderons ensuite le formalisme des réseaux évidentiels dirigés avant de terminer par l'explicitation de l'inférence dans ces réseaux.

III.4.1.1 Prérequis à la formalisation des réseaux évidentiels dirigés.

Nous présentons dans cette partie trois outils qui nous permettront par la suite d'instrumenter notre réseau évidentiel dirigé. Dans un premier temps, nous aborderons le concept de fonctions de croyance conditionnelles puis nous discuterons de l'opération d'extension vide. Par la suite, nous introduirons la notion de marginalisation et le principe du déconditionnement. Pour finir, nous présenterons le Théorème de Bayes Généralisé.

Fonctions de croyance conditionnelles

De la même manière que les réseaux bayésiens utilisent des probabilités conditionnelles, les réseaux évidentiels dirigés reposent sur l'utilisation des fonctions de croyance conditionnelles. La création de ces fonctions de croyance conditionnelles est basée sur la règle de combinaison conjonctive (CRC) présentée précédemment (partie III.3.2.1 - Règle de combinaison conjonctive [Shafer, 1976]). En effet, cette opération, appelée « conditionnement », consiste, pour conditionner une distribution de masse m^Ω par un élément $A \subseteq \Omega$, à restreindre le power set 2^Ω aux éléments de Ω ayant une intersection non-nulle avec A . La distribution de masses de croyance conditionnelle résultante, notée $m^\Omega[A]$ (les crochets symbolisent le conditionnement et peuvent se lire « sachant A »), est construite en transférant les masses affectées à $B \subseteq \Omega$ sur l'intersection entre B et A ($B \cap A$). Résumé de manière formelle, le conditionnement d'une masse $m^\Omega(B)$ par un élément $A \subseteq \Omega$ peut s'écrire :

$$m^\Omega[A](B) = \sum_{C \subseteq \bar{A}} m^\Omega(B \cup C), \quad \forall B \subseteq A \quad (\text{III.4.1})$$

Le conditionnement est donc équivalent à la combinaison conjonctive d'une distribution de masses de croyance catégorique sur A (l'ensemble de la masse est affectée à un unique élément focal A) avec la distribution de masses que l'on souhaite conditionner. Elle présente donc souvent une part de conflit qu'il convient de gérer (partie III.3.3 - Normalisation des fonctions de croyance résultantes). La figure III.12 illustre l'utilisation du conditionnement.

Dans le cadre de notre étude, les tables de masses conditionnelles sont construites directement à partir de la connaissance experte ou statistique. Nous n'utilisons donc pas cet outil pour la formalisation de la connaissance. Cependant, certaines techniques que nous présentons par la suite utilisent ce principe de manière sous-jacente.

Extension vide et marginalisation

L'opération d'extension vide permet de mettre en œuvre le principe du raffinement. Le raffinement consiste à associer à chaque hypothèse $\omega_k \in \Omega$ une ou plusieurs hypothèses $\theta_i \in \Theta$. Il est donc possible de voir le raffinement comme un zoom permettant d'augmenter la granularité (partie II.2.1.1 - Raisonnement avec des données imparfaites) du cadre de discernement. Le raffinement, noté $\rho : 2^\Omega \rightarrow 2^\Theta$, est valide uniquement s'il respecte les contraintes suivantes :

- $\{\rho(\{\omega_k\}), \omega_k \in \Omega\} \subseteq 2^\Theta$ est une partition de Θ ,

Principe du conditionnement

Nous disposons d'une distribution de masses de croyance m ayant pour cadre de discernement $\Omega = \{c_1, c_2, c_3\}$ que nous souhaitons conditionner sur c_2 :

	\emptyset	$\{c_1\}$	$\{c_2\}$	$\{c_1, c_2\}$	$\{c_3\}$	$\{c_1, c_3\}$	$\{c_2, c_3\}$	Ω
m^Ω	0,02	0	0,1	0,1	0	0,2	0,5	0,08

Nous allons donc utiliser la CRC pour combiner cette distribution avec une distribution catégorique ayant le même cadre de discernement et pour seul élément focal $mCat^\Omega(\{c_2\}) = 1$. Le résultat est donc :

	\emptyset	$\{c_1\}$	$\{c_2\}$	$\{c_1, c_2\}$	$\{c_3\}$	$\{c_1, c_3\}$	$\{c_2, c_3\}$	Ω
$m^\Omega[\{c_2\}]$	0,22	0	0,78	0	0	0	0	0

La distribution de masses de croyance est donc sous-normale.

FIGURE III.12: Le principe du conditionnement.

- $\forall A \subseteq \Omega, \rho(A) = \bigcup_{\omega_k \in A} \rho(\{\omega_k\})$.

La figure III.13, issue de [Ramasso *et al.*, 2008], illustre le principe du raffinement.

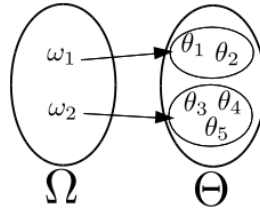


FIGURE III.13: Raffinement de Ω en Θ d'après [Ramasso *et al.*, 2008].

Suite au raffinement d'un cadre de discernement Ω en Θ , nous utilisons l'extension vide, notée \uparrow , pour redéfinir sur Ω la distribution de masse de croyance qui a été raffinée sur Θ . En accord avec le Principe du Minimum d'Information, Smets [Smets, 1993] a défini l'extension vide par :

$$\begin{aligned}
 2^\Omega &\rightarrow 2^\Theta \\
 m^\Omega(A) &\rightarrow m^\Theta(\rho(A)) = m^{\Omega \uparrow \Theta}(\rho(A))
 \end{aligned}
 \tag{III.4.2}$$

Cette opération de raffinement permet, entre autre, la fusion de distributions de masses de croyance ayant des cadres de discernement différents. Pour réaliser cette fusion, il convient, tout d'abord, d'exprimer les différentes distributions de masses sur un cadre de discernement étendu commun.

Ce cadre de discernement est appelé espace produit et est défini par $\Omega \times \Theta = (\omega_k, \theta_i)$, $\forall k \in \{1, \dots, |\Omega|\}, \forall i \in \{1, \dots, |\Theta|\}$. La distribution de masse de croyance exprimée sur l'espace produit peut être définie par :

$$m^{\Omega \uparrow \Omega \times \Theta}(B) = \begin{cases} m^\Omega(A) & \text{si } B = A \times \Theta \\ 0 & \text{sinon} \end{cases}
 \tag{III.4.3}$$

Il est alors possible de combiner les distributions de masses de croyance exprimées sur un cadre de discernement commun, en utilisant la règle de combinaison de notre choix. Par exemple, la fusion de deux distributions de masses de croyance m_1^Ω et m_2^Θ par la règle de combinaison conjonctive peut être exprimée par :

$$m_{1\oplus 2}^{\Omega \times \Theta}(C) = \begin{cases} (m_1^{\Omega \uparrow \Omega \times \Theta} \odot m_2^{\Theta \uparrow \Omega \times \Theta})(C) \\ m_1^\Omega(A) \times m_2^\Theta(B) & \text{si } C = A \times B, \forall A \subseteq \Omega, \forall B \subseteq \Theta \\ 0 & \text{sinon} \end{cases} \quad (\text{III.4.4})$$

Il faut noter que l'utilisation de la règle de combinaison conjonctive implique que les sources sont indépendantes mais, comme nous l'avons vu précédemment, il est possible d'utiliser la règle de combinaison conjonctive prudente (partie III.3.2.4 - Règles de combinaison prudentes et hardies [Denoeux, 2008]) pour résoudre ce problème. L'exemple de la figure III.14 illustre l'utilisation de l'extension vide pour la fusion de distributions de masses de croyance ayant des cadres de discernement disjoints.

Exemple d'utilisation de l'extension vide

Considérons un dysfonctionnement d'un appareil qui peut avoir deux types de causes :

- Les causes mécaniques : il y a deux causes mécaniques, notées cm_1 et cm_2 (le cadre de discernement est donc $Cm = \{cm_1, cm_2\}$).
- Les causes électriques : il y a deux causes électriques, notées ce_1 et ce_2 (le cadre de discernement est donc $Ce = \{ce_1, ce_2\}$).

Nous souhaitons combiner les deux distributions de masses de croyance suivantes, exprimées sur les deux cadres de discernement :

	$\{cm_1\}$	$\{cm_2\}$	$\{cm_1, cm_2\}$
m_1^{Cm}	0,5	0,4	0,1

	$\{ce_1\}$	$\{ce_2\}$	$\{ce_1, ce_2\}$
m_1^{Ce}	0,8	0	0,2

Nous calculons donc l'extension vide de ces distributions de masses de croyance sur l'espace produit $Cm \times Ce = \{(cm_1, ce_1), (cm_2, ce_1), (cm_1, ce_2), (cm_2, ce_2)\}$ et nous fusionnons les résultats en utilisant la règle de combinaison conjonctive, pour obtenir $m_{1\oplus 2}^{Cm \times Ce}$ qui comporte six éléments focaux (sur 16 possibles) :

$$\begin{aligned} m_{1\oplus 2}^{Cm \times Ce}(\{(cm_1, ce_1)\}) &= 0,5 \times 0,8 = 0,4 \\ m_{1\oplus 2}^{Cm \times Ce}(\{(cm_2, ce_1)\}) &= 0,4 \times 0,8 = 0,32 \\ m_{1\oplus 2}^{Cm \times Ce}(\{(cm_1, ce_1), (cm_2, ce_1)\}) &= 0,1 \times 0,8 = 0,08 \\ m_{1\oplus 2}^{Cm \times Ce}(\{(cm_1, ce_1), (cm_1, ce_2)\}) &= 0,5 \times 0,2 = 0,1 \\ m_{1\oplus 2}^{Cm \times Ce}(\{(cm_2, ce_1), (cm_2, ce_2)\}) &= 0,4 \times 0,2 = 0,08 \\ m_{1\oplus 2}^{Cm \times Ce}(\{(cm_1, ce_1), (cm_2, ce_1), (cm_1, ce_2), (cm_2, ce_2)\}) &= 0,1 \times 0,2 = 0,02 \end{aligned}$$

FIGURE III.14: Principe de fonctionnement de l'extension vide.

La marginalisation permet, à partir d'une distribution de masses de croyance définie sur un espace produit (par exemple : $\Omega \times \Theta$), de trouver la distribution de masses de croyance sur un des cadres de discernement de l'espace produit (donc ici Ω ou Θ). Cette opération, notée \downarrow , peut être effectuée à l'aide de la formule :

$$m^{\Omega \times \Theta \downarrow \Omega} (A) = \sum_{\substack{B \subseteq \Omega \times \Theta \\ Proj(B \downarrow \Omega) = A}} m^{\Omega \times \Theta} (B), \quad \forall A \subseteq \Omega \quad (\text{III.4.5})$$

où $Proj(B \downarrow \Omega)$ est la projection de B sur Ω

L'opération de marginalisation est, dans la plupart des cas, irréversible. Cependant, il est possible de retrouver une distribution de masses de croyance sur l'espace produit en utilisant l'extension vide présentée précédemment (partie III.4.1.1 - Extension vide et marginalisation). Il est également important de noter que les opérations de conditionnement et de marginalisation ne sont pas commutatives. Par conséquent, l'ordre d'apparition des différents symboles à une importance. Par exemple, l'expression $m^{\Omega \times \Theta \downarrow \Omega} [\theta_i]$ est différente de $m^{\Omega \times \Theta} [\theta_i] \downarrow \Omega$, en effet, dans le premier cas, la marginalisation est effectuée avant le conditionnement, à l'inverse du deuxième cas.

Déconditionnement

Nous disposons d'une distribution de masses de croyance conditionnelle $m^\Omega [A]$, $A \subseteq \Omega$, par exemple issue d'une opération de conditionnement, il est impossible de retrouver la distribution de masses de croyance avant le conditionnement. Il est possible d'utiliser l'opérateur de déconditionnement, noté \uparrow , introduit par Smets [Smets, 1993], qui permet de choisir la distribution la moins informative au sens du PMI (partie III.2.1.2 - Le Principe du Minimum d'Information (PMI)) parmi toutes les distributions de masses de croyance possibles. Cette opération peut être effectuée par la formule :

$$m^\Omega [A] \uparrow^\Omega (\bar{A} \cup B) = m^\Omega [A] (B), \quad \forall B \subseteq A \quad (\text{III.4.6})$$

Cette formule permet de transférer la masse affectée à B avant le déconditionnement vers les sous-ensembles ne contenant pas A mais contenant B . Parmi les nombreuses applications du déconditionnement, nous nous intéressons tout particulièrement à la fusion de fonctions de croyance conditionnelles. Lorsque nous disposons de plusieurs distributions de masses de croyance $m^\Omega [\theta_i]$, $\forall \theta_i \in \Theta$ ayant pour cadre de discernement $\Omega = \{\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_k, \dots\}$ et définies conditionnellement aux singletons θ_i appartenant à $\Theta = \{\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_i, \dots\}$, il est possible de fusionner ces fonctions de croyance conditionnelles sur l'espace produit $\Omega \times \Theta$. Pour cela, il suffit d'utiliser la règle de combinaison conjonctive (prudente ou non, selon la nature des sources d'information) en l'appliquant aux distributions de masses de croyance après déconditionnement. De manière formelle, cette opération peut être exprimée par :

$$m^{\Omega \times \Theta} = \bigcap_i m^\Omega [\theta_i] \uparrow^{\Omega \times \Theta} \quad (\text{III.4.7})$$

Il convient ensuite d'attribuer à chaque sous-ensemble S appartenant à l'espace produit $\Omega \times \Theta$ une masse calculée par la formule [Smets, 1993] :

$$m^{\Omega \times \Theta} (S) = \prod_{\theta_i \in \Theta} m^\Omega [\theta_i] (v), \quad \forall S \subseteq \Omega \times \Theta \text{ et où } v = ((\theta_i \times \Omega) \cap S) \downarrow \Omega \quad (\text{III.4.8})$$

Notons que l'opération de déconditionnement a permis la mise en œuvre du Théorème de

Bayes Généralisé que nous allons présenter dans la partie suivante. L'exemple de la figure III.15 illustre l'utilisation du déconditionnement pour la fusion de distributions de masses de croyance conditionnelles.

Illustration du principe du déconditionnement

Supposons qu'un défaut peut apparaître sur une pièce, donc l'espace des observations est $D = \{Oui, Non\}$ et il peut avoir deux causes, l'espace des hypothèses est alors $C = \{c_1, c_2\}$. Nous disposons de la distribution de masses de croyance définie conditionnellement aux singletons de C suivante :

$m^D [C]$	$\{c_1\}$	$\{c_2\}$
$\{Oui\}$	0,8	0,5
$\{Non\}$	0,1	0,3
$\{Oui, Non\}$	0,1	0,2

La calcul de la distribution de masses de croyance équivalente sur l'espace produit $D \times C = \{(c_1, Oui), (c_2, Oui), (c_1, Non), (c_2, Non)\}$, par la combinaison conjonctive des distributions de masses conditionnelles, peut être fait en deux étapes. Il convient, dans un premier temps, de déconditionner toutes les distributions conditionnelles. Ensuite elles peuvent être combinées en utilisant la CRC. Par conséquent ce calcul peut s'écrire :

$$m^{D \times C} = m^D [c_1]^{\uparrow D \times C} \odot m^D [c_2]^{\uparrow D \times C}$$

La distribution de masses de croyance résultante a neuf éléments focaux (sur les 16 possibles) :

$$\begin{aligned} m^{D \times C} (\{(c_1, Oui), (c_2, Oui)\}) &= 0,8 \times 0,5 = 0,4 \\ m^{D \times C} (\{(c_2, Oui), (c_1, Non)\}) &= 0,1 \times 0,5 = 0,05 \\ m^{D \times C} (\{(c_1, Oui), (c_2, Oui), (c_1, Non)\}) &= 0,1 \times 0,5 = 0,05 \\ m^{D \times C} (\{(c_2, Oui), (c_2, Non)\}) &= 0,8 \times 0,3 = 0,24 \\ m^{D \times C} (\{(c_1, Oui), (c_2, Oui), (c_2, Non)\}) &= 0,8 \times 0,2 = 0,16 \\ m^{D \times C} (\{(c_1, Non), (c_2, Non)\}) &= 0,1 \times 0,3 = 0,03 \\ m^{D \times C} (\{(c_1, Oui), (c_1, Non), (c_2, Non)\}) &= 0,1 \times 0,3 = 0,03 \\ m^{D \times C} (\{(c_2, Oui), (c_1, Non), (c_2, Non)\}) &= 0,1 \times 0,2 = 0,02 \\ m^{D \times C} (\{(c_1, Oui), (c_2, Oui), (c_1, Non), (c_2, Non)\}) &= 0,1 \times 0,2 = 0,02 \end{aligned}$$

FIGURE III.15: Le déconditionnement pour la fusion de distributions de masses conditionnelles.

Théorème de Bayes Généralisé

Comme nous l'avons vu dans le chapitre précédent, le théorème de Bayes (partie II.1.1.1 - Théorème de Bayes) est au cœur du formalisme des réseaux bayésiens pour propager la connaissance sous forme de probabilités. Il permet la mise en œuvre des mécanismes de diagnostic et de pronostic dans un cadre probabiliste. Pour obtenir des mécanismes similaires dans le cadre de la théorie des fonctions de croyance, il est possible d'utiliser le Théorème de Bayes Généralisé (Generalized Bayes Theorem – GBT) introduit par Smets [Smets, 1993]. Il consiste en l'extension du Théorème de Bayes, purement probabiliste, à la théorie des fonctions de croyance. Lors de l'utilisation du GBT, les distributions de plausibilités sont utilisées de préférence à la distribution de masses de croyance dans le but de réduire le coût mémoire lors de l'implémentation. En effet, « le coût mémoire d'une base de connaissance probabiliste $P^\Omega(.|\theta_i)$ est de $|\Omega| \times |\Theta|$ tandis que pour une base crédibiliste, elle est de $2^{|\Omega|} \times |\Theta|$ pour les plausibilités et $2^{|\Omega|} \times 2^{|\Theta|}$ pour les masses » [Ramasso et al., 2008].

D'un point de vue mathématique, de la même manière que pour le Théorème de Bayes, nous nommons $\Theta = \{\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_i, \dots\}$ l'espace des hypothèses et $\Omega = \{\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_k, \dots\}$ l'espace des observations. Pour représenter le lien entre observations et hypothèses, nous utilisons la notation liée aux fonctions de croyance conditionnelles (pour la plausibilité : $Pl^\Omega[\theta]$ - les crochets symbolisent le conditionnement et peuvent se lire « sachant θ »).

Si nous sommes dans le cas où nous ne disposons, a priori, d'aucune information sur les hypothèses, en utilisant le GBT, à partir de la distribution de plausibilités conditionnellement aux singletons $\theta_i \in \Theta$, nous pouvons déterminer les distributions de plausibilités, de communalités et de masses a posteriori par les expressions suivantes :

$$Pl^\Theta[\omega](\theta) = 1 - \prod_{\theta_i \in \theta} (1 - Pl^\Omega[\theta_i](\omega)) \quad (\text{III.4.9})$$

$$q^\Theta[\omega](\theta) = \prod_{\theta_i \in \theta} (1 - Pl^\Omega[\theta_i](\omega)) \quad (\text{III.4.10})$$

$$m^\Theta[\omega](\theta) = \prod_{\theta_i \in \theta} Pl^\Omega[\theta_i](\omega) \times \prod_{\theta_i \in \bar{\theta}} (1 - Pl^\Omega[\theta_i](\omega)) \quad (\text{III.4.11})$$

Smets [Smets, 1993] a également montré que le Théorème de Bayes Généralisé et la règle de combinaison disjonctive (DRC – partie III.3.2.2 - Règle de combinaison disjonctive [Smets, 1993]) étaient liées. En s'appuyant sur [Shafer, 1976] qui indique que $Pl^\Omega[\theta_1](\theta_2) = Pl^\Omega(\theta_1 \cap \theta_2)$, $\forall \theta_1 \in \Theta$, $\theta_2 \in \Theta$ (avec $Pl^\Omega(\theta_1) = 1$), il a démontré que $Pl^\Omega[\theta](\omega) = Pl^{\Omega \times \Theta}(\omega \times \theta)$. Il est alors possible de déduire que $Pl^\Omega[\theta](\omega) = Pl^\Theta[\omega](\theta)$. Ce résultat est essentiel pour la propagation dans les réseaux évidentiels dirigés car il permet de mettre en œuvre la propagation « arrière » (partie III.4.1.3 - Inférence dans les réseaux évidentiels dirigés). Par conséquent, en reprenant l'expression précédente de la plausibilité résultante du GBT (équation III.4.9), il est possible de déterminer une expression de la règle de combinaison disjonctive utilisant uniquement les plausibilités :

$$Pl^\Omega[\theta](\omega) = 1 - \prod_{\theta_i \in \Theta} (1 - Pl^\Omega[\theta_i](\omega)) \quad (\text{III.4.12})$$

Lorsqu'il existe des informations sur une hypothèse, Smets [Smets, 1993] propose que cet a priori, noté m_0^Θ , soit pris en compte par la formule suivante :

$$Pl^\Omega(\omega) = \sum_{\theta \in \Theta} m_0^\Theta \times Pl^\Omega[\theta](\omega), \quad \forall \omega \subseteq \Omega \quad (\text{III.4.13})$$

Cette formulation est généralisable à toutes les formes d'une fonction de croyance que nous avons présentées précédemment (partie II.2.1.2 - Transformations applicables à la distribution de masse de croyance). Par exemple, dans le cas de la distribution de masse de croyance, elle se présente sous la forme :

$$m^\Omega(\omega) = \sum_{\theta \in \Theta} m_0^\Theta \times m^\Omega[\theta](\omega), \quad \forall \omega \subseteq \Omega \quad (\text{III.4.14})$$

Il faut noter qu'il est souvent compliqué de connaître les distributions de masses de croyance sur Ω conditionnellement aux sous-ensembles θ issus de l'union des singletons $\theta_i \in \Theta$. Il est

généralement plus simple de déterminer les distributions de masses de croyance sur Ω conditionnellement aux singletons [Smets, 1993]. Il est alors possible de déterminer les distributions de masses de croyance sur Ω conditionnellement aux sous-ensembles d'hypothèses en utilisant la règle de combinaison disjonctive (DRC) :

$$m^\Omega[\theta] = \bigoplus_{\theta_i \in \Theta} m^\Omega[\theta_i], \quad \forall \theta \in \Theta \quad (\text{III.4.15})$$

Les figures III.16 et III.17 illustrent l'utilisation du GBT sur un exemple similaire à celui employé lors de la présentation du théorème de Bayes (partie II.1.1.1 - Théorème de Bayes). Précisons que les valeurs numériques utilisées dans cet exemple ne sont pas comparables avec celles de l'exemple sur le théorème de Bayes en probabilité (figure II.1). En effet, bien que les valeurs soient similaires, elles sont fournies uniquement pour faciliter la compréhension de ces exemples, il n'y a aucun lien mathématique entre les deux exemples.

III.4.1.2 Le formalisme des réseaux évidentiels dirigés

Comme nous l'avons évoqué précédemment (partie II.2.2.2 - Réseaux évidentiels dirigés), les réseaux évidentiels dirigés [Yaghlane *et al.*, 2004] ont une représentation graphique semblable à celle employée pour les réseaux bayésiens. Comme pour les réseaux bayésiens, il est possible de distinguer trois types de connaissances qui sont représentées dans un réseau évidentiel :

- La connaissance qualitative correspond graphiquement aux liens entre les variables. Le formalisme d'un réseau évidentiel utilise un graphe dirigé sans circuit. Chaque nœud du graphe correspond à une variable et les arcs représentent les dépendances conditionnelles entre les variables.
- La connaissance quantitative correspond aux valeurs numériques affectées aux variables. Elle est différente selon si le nœud concerné a des parents ou non. Les nœuds n'ayant aucun parent sont caractérisés par des fonctions de croyance a priori et les nœuds ayant des parents sont caractérisés par des fonctions de croyance conditionnellement aux valeurs de leurs parents. Les fonctions de croyance conditionnelles nous permettent donc de représenter les liens de causalité entre les variables.
- La connaissance factuelle permet d'introduire de nouvelles observations dans le réseau. L'introduction de cette connaissance correspond généralement à la mise à jour des nœuds existants en remplaçant les fonctions de croyance quelconques du réseau par des fonctions de croyance précises (partie II.2.1.2 - Formalisation des fonctions de croyance) représentant l'occurrence d'un événement.

Ce formalisme de représentation de la connaissance est plus expressif que le formalisme des réseaux bayésiens car il bénéficie des avantages liés aux fonctions de croyance, notamment en termes de représentation de l'incertitude épistémique (partie II.2.1.1 - Raisonnement avec des données imparfaites). Il est cependant plus complexe et, par conséquent, leurs traitements nécessitent souvent des temps de calcul plus importants.

Chaque variable, notée \mathcal{V} , d'un réseau évidentiel dirigé est représentée par un nœud et est définie sur un cadre de discernement, qui est l'ensemble des valeurs possibles pour cette variable. On note $pa(\mathcal{V})$, l'ensemble des parents (aussi appelés prédécesseurs ou causes) de \mathcal{V} dans le réseau évidentiel dirigé. Les nœuds n'ayant pas de parent sont caractérisés par des fonctions de croyance a priori, notées $m_0^{\mathcal{V}}$. Les nœuds ayant un ou plusieurs parents sont caractérisés par des fonctions de croyance conditionnelles, notées $m^{\mathcal{V}}[pa(\mathcal{V})]$ définie sur le cadre de discernement de

Illustration du Théorème de Bayes Généralisé

Supposons qu'un défaut peut apparaître sur une pièce, donc l'espace des observations est $D = \{Oui, Non\}$ et il peut avoir trois causes, l'espace des hypothèses est alors $C = \{c_1, c_2, c_3\}$. Initialement, nous ne disposons que de la distribution de masses de croyance conditionnelles suivante :

$m^D [C]$	\emptyset	$\{c_1\}$	$\{c_2\}$	$\{c_1, c_2\}$	$\{c_3\}$	$\{c_1, c_3\}$	$\{c_2, c_3\}$	C
\emptyset	0	0	0	0	0	0	0	0
$\{Oui\}$	0	0,8	0,5	0,4	0,2	0,16	0,1	0,08
$\{Non\}$	0	0,1	0,3	0,03	0,6	0,06	0,18	0,018
D	1	0,1	0,2	0,57	0,2	0,78	0,72	0,902

Notons que les distributions de masses sur D conditionnellement aux sous-ensembles de C ont été obtenues par la combinaison disjonctive des distributions de masses sur D conditionnellement aux singletons c_i . Par exemple, $m^D [\{c_1, c_2\}]$ a été obtenue par combinaison disjonctive de $m^D [\{c_1\}]$ et $m^D [\{c_2\}]$.

Étant donné que nous n'avons aucune information sur les causes, en utilisant le Théorème de Bayes Généralisé, nous pouvons déterminer la distribution de plausibilité a posteriori pour déterminer la cause la plus probable d'apparition du défaut en calculant la distribution de probabilités pignistiques associée :

	\emptyset	$\{c_1\}$	$\{c_2\}$	$\{c_1, c_2\}$	$\{c_3\}$	$\{c_1, c_3\}$	$\{c_2, c_3\}$	C
$Pl^C [D = Oui] (C)$	0	0,9	0,7	0,97	0,4	0,94	0,82	0,982
$m^C [D = Oui] (C)$	0,018	0,162	0,042	0,378	0,012	0,108	0,028	0,252
$BetP^C [D = Oui]$	-	0,498	0,335	-	0,167	-	-	-

Exemple du calcul pour $C = \{c_1, c_2\}$:

$$\begin{aligned}
 Pl^C [D = Oui] (\{c_1, c_2\}) &= 1 - (1 - Pl^D [C = c_1] (\{Oui\})) \times (1 - Pl^D [C = c_2] (\{Oui\})) \\
 &= 1 - (1 - 0,9) \times (1 - 0,7) = 0,97 \\
 m^C [D = Oui] (\{c_1, c_2\}) &= Pl^D [C = c_1] (\{Oui\}) \times Pl^D [C = c_2] (\{Oui\}) \times (1 - Pl^D [C = c_3] (\{Oui\})) \\
 &= 0,9 \times 0,7 \times (1 - 0,4) = 0,378
 \end{aligned}$$

Nous pouvons également calculer la distribution de masse de croyance représentant l'occurrence du défaut. Cependant pour faire ce calcul, il nous faut ajouter une distribution de masses de croyance représentant les informations a priori. Étant donné que nous sommes dans l'ignorance totale concernant les causes nous allons définir $m_D^C (C) = 1$:

	\emptyset	$\{Oui\}$	$\{Non\}$	D
$m^D (D)$	0	0,08	0,018	0,902
$BetP^D (D)$	-	0,531	0,469	-

La suite de cet exemple est présenté dans la figure III.17.

FIGURE III.16: Le Théorème de Bayes Généralisé (partie 1/2)

Illustration du Théorème de Bayes Généralisé (suite et fin)

Suite de l'exemple présenté dans la figure III.16.

Par la suite, un expert examine le problème, et explique que la cause c_1 ne se produit que dans 30% des cas, mais n'apporte aucune information sur les autres causes. La nouvelle distribution de masses de croyance représentant les informations a priori est donc définie par $m_D^C(\{c_1\}) = 0,3$ et $m_D^C(\{C\}) = 0,7$. Voici la nouvelle distribution de masse de croyance représentant l'occurrence du défaut et la distribution de probabilité pignistique associée :

	\emptyset	$\{Oui\}$	$\{Non\}$	$\{D\}$
$m^D(D)$	0	0,296	0,043	0,661
$BetP^D(D)$	-	0,627	0,373	-

Exemple du calcul dans le deuxième cas pour $D=Oui$:

$$\begin{aligned}
 m^D(\{Oui\}) &= \sum_{c \in C} m_0^C \times m^D[c](\{Oui\}) \\
 &= m_0^C(c_1) \times m^D[c_1](\{Oui\}) + m_0^C(C) \times m^D[C](\{Oui\}) \\
 &= 0,3 \times 0,8 + 0,7 \times 0,08 = 0,296
 \end{aligned}$$

FIGURE III.17: Le Théorème de Bayes Généralisé (partie 2/2).

\mathcal{V} conditionnellement à la valeur des parents. De la même manière que pour un réseau bayésien, il est possible, en utilisant le Théorème de Bayes Généralisé, de déterminer la distribution de crédibilité jointe pour l'ensemble des variables du réseau évidentiel dirigé [Yaghlane *et al.*, 2004] :

$$C_r^{\mathcal{V}_1, \mathcal{V}_2, \dots, \mathcal{V}_N} = \bigcap_{i=1, \dots, N} \left(\bigcap_{\omega \in pa(\mathcal{V}_i)} C_r^{\mathcal{V}_i}[\omega]^{\uparrow \mathcal{V}_i \times pa(\mathcal{V}_i)} \right) \quad (\text{III.4.16})$$

III.4.1.3 Inférence dans les réseaux évidentiels dirigés

L'inférence dans un réseau évidentiel dirigé est réalisée grâce au Théorème de Bayes Généralisé et à la règle de combinaison disjonctive. La figure III.18 représente un réseau évidentiel dirigé très simple avec seulement deux nœuds, Θ et Ω , et un arc. L'arc représente la relation de causalité entre les deux nœuds. Du point de vue des variables, représentées par les nœuds, l'arc signifie que Ω est conditionné par Θ et, par conséquent, la distribution de masse de croyance sur Ω est $m^\Omega[\theta]$.



FIGURE III.18: Réseau évidentiel dirigé représentant la relation causale entre deux variables.

Dans la figure III.18, outre la structure du réseau, nous disposons de deux distributions de masses de croyance. Le nœud Θ est caractérisé par une distribution de masses de croyance a priori, notée m_0^Θ et le nœud est caractérisé par une distribution de masses de croyance conditionnelle $m^\Omega[\theta]$. Il existe plusieurs manières de propager la connaissance dans un réseau évidentiel

dirigé selon le nœud qui reçoit de nouvelles connaissances exprimées sous la forme d'une nouvelle distribution de masses de croyance [Smets, 1993].

La connaissance est propagée dans le sens de l'arc si le nœud Θ reçoit une nouvelle distribution de masses m^Θ , c'est-à-dire que le nœud Ω est mis à jour en tenant compte de ces nouvelles informations. Ce type de propagation, appelé propagation avant (ou « forward »), permet de calculer la distribution de plausibilité Pl^Ω en utilisant l'équation III.4.13 du Théorème de Bayes Généralisé permettant la prise en compte d'un a priori (partie III.4.1.1 - Théorème de Bayes Généralisé). Cette équation utilise la règle de combinaison disjonctive pour déterminer la plausibilité $Pl^\Omega[\theta]$ pour chaque sous-ensemble $\theta \subseteq \Theta$ puis calcule Pl^Ω en combinant les plausibilités conditionnelles $Pl^\Omega[\theta]$ à l'aide de la règle de combinaison conjonctive.

La connaissance peut également être propagée dans le sens inverse de l'arc si le nœud Ω reçoit une nouvelle distribution de masses m^Ω . L'information contenue dans le nœud Θ est donc mise à jour pour tenir compte des nouvelles informations. Ce type de propagation, appelé propagation arrière (ou « backward »), permet de calculer la distribution de plausibilité Pl^Θ en utilisant l'équation suivante qui se base sur le Théorème de Bayes Généralisé pour déterminer les plausibilités $Pl^\Theta[\omega_i]$ (partie III.4.1.1 - Théorème de Bayes Généralisé) :

$$Pl^\Theta(\theta) = \sum_{\omega \in \Omega} m^\Omega(\omega) \times \left(1 - \prod_{\omega_i \in \omega} (1 - Pl^\Theta[\omega_i](\theta)) \right), \forall \theta \subseteq \Theta \quad (\text{III.4.17})$$

Lorsque les deux nœuds doivent être mis à jour car de nouvelles connaissances leurs ont été affectées, il convient de propager la connaissance d'abord dans le sens des arcs (propagation avant) puis dans le sens inverse (propagation arrière). Pour finir, les résultats des deux mécanismes de propagation sont fusionnés en utilisant la règle de combinaison conjonctive. Dans le cas où il y a davantage de nœuds, il convient d'utiliser la propagation avant jusqu'au dernier nœud (celui qui n'a pas d'enfant), puis d'utiliser la propagation arrière pour remonter jusqu'au premier nœud (celui qui n'a pas de parent) et enfin de combiner les résultats pour chaque nœud avec la règle de combinaison conjonctive.

III.4.1.4 Synthèse

Nous venons de voir qu'il est possible de construire un étage « évidentiel » en lieu et place de l'étage « probabiliste » (partie II.1.2.1 - Étage probabiliste) du modèle d'évaluation des risques en utilisant les réseaux évidentiels dirigés. Nous remplaçons, dans ce nouveau modèle, les probabilités a priori et conditionnelles des réseaux bayésiens par des distributions de masses de croyance a priori et conditionnelles qui représenteront la connaissance quantitative dans le réseau évidentiel dirigé. Comme nous l'avons vu dans cette partie, il est alors possible de mettre en œuvre des mécanismes de raisonnement similaires à ceux utilisés dans les réseaux bayésiens pour effectuer les opérations de diagnostic et de pronostic nécessaires au bon fonctionnement de l'étage « évidentiel » du modèle. Nous allons maintenant nous intéresser à la construction d'un étage « décisionnel » (partie II.1.2.1 - Étage décisionnel) adapté à l'utilisation des réseaux évidentiels dirigés.

III.4.2 Évaluation du risque

Comme nous l'avons vu précédemment (partie II.2.1.2 - Aspect décisionnel), il existe des mécanismes permettant d'interpréter les fonctions de croyance dans le but de prendre une décision. Cependant, ces mécanismes intègrent uniquement la dimension liée à la probabilité d'occurrence et ne tiennent pas compte de la dimension liée à l'impact qui est un des attributs du risque tel que nous l'avons défini (partie I.1 - Risque). Pour intégrer le risque (en tenant compte de l'impact), nous avons retenu deux méthodes. La première consiste à ramener la distribution de masses de croyance sur un cadre probabiliste puis à combiner la distribution de probabilités obtenue avec une table d'utilités contenant une estimation de l'impact des singletons de notre cadre de discernement (comme dans le cas des réseaux bayésien). La seconde solution consiste à calculer un risque maximum et minimum en utilisant les notions de crédibilité et de plausibilité pour mettre en œuvre des stratégies optimistes ou pessimistes. L'évaluation du risque est effectuée sur les différentes conséquences comme dans le cas du modèle utilisant les diagrammes d'influence (partie II.1.2.1 - Étage décisionnel).

La première solution que nous avons envisagée, est aussi la plus simple. Elle consiste à utiliser la transformation pignistique (partie II.2.1.2 - Aspect décisionnel) pour ramener les distributions de masses de croyance de chaque conséquence sur le cadre probabiliste. La notion d'impact est ensuite ajoutée, comme dans le cadre de notre précédent modèle, basé sur les diagrammes d'influence, au moyen d'une table d'utilités (partie II.1.1.4 - Diagrammes d'influence). Cette table d'utilités représente l'impact de la conséquence sur une échelle de 0 à 100 selon l'état de la conséquence (la somme des impacts des différents états de la conséquence doit être inférieure ou égale à 100). Le calcul permettant d'évaluer le risque revient à multiplier la probabilité d'occurrence de chaque état de la conséquence par son impact. L'exemple de la figure III.19 illustre cette solution. Nous retenons ici la formule de calcul du risque la plus simple ($R = P \times I$) mais, comme nous l'avons vu précédemment (partie I.1 - Risque), cette formule est modulable pour insister sur des aspects particuliers liés au contexte d'utilisation.

La seconde solution pour évaluer le risque consiste à utiliser les distributions de crédibilité et de plausibilité pour calculer un risque maximum et minimum. Il est important, à ce stade, d'introduire la notion de probabilités compatibles. Une distribution de probabilités \mathcal{P} et une distribution de masses de croyance représentant l'occurrence d'un même événement sont dites compatibles si et seulement si :

$$Cr(A) \leq \mathcal{P} \leq Pl(A) \quad (\text{III.4.18})$$

Nous considérons, dans notre cas, que cette contrainte est vérifiée. Nous pouvons donc déduire deux mesures : le risque minimum, noté $\underline{\mathcal{R}}$, et le risque maximum, noté $\overline{\mathcal{R}}$. Ces mesures sont déterminées en utilisant une table d'utilités, représentant l'impact de l'état d'une conséquence, similaire à celle utilisée précédemment. Le risque minimum est calculé en multipliant, pour chaque singleton du cadre de discernement, la crédibilité et l'impact associés à ce singleton puis en ajoutant ces résultats exprimés sur chacun des singletons. Le risque maximum exploite la même formule mais en utilisant la plausibilité à la place de la crédibilité. Voici les formules permettant de déterminer ces mesures pour une distribution de masses de croyance m^Ω , ayant pour crédibilité Cr^Ω , une plausibilité Pl^Ω , et un impact I^Ω :

Évaluation du risque en utilisant la transformation pignistique

Nous disposons d'une distribution de masses de croyance représentant les états de la conséquence « Résistance mécanique » issue d'un défaut sur la pièce étudiée (un réservoir de carburant). Elle est donc exprimée sur le cadre de discernement $RM = \{B, Mo, Ma\}$ ($B = Bonne$, $Mo = Moyenne$ et $Ma = Mauvaise$) :

	\emptyset	$\{B\}$	$\{Mo\}$	$\{B, Mo\}$	$\{Ma\}$	$\{B, Ma\}$	$\{Mo, Ma\}$	$\{RM\}$
m^{RM}	0	0,2	0,3	0,1	0,1	0	0,1	0,2

Nous allons maintenant appliquer la transformation pignistique à cette distribution de masses de croyance pour obtenir une distribution de probabilités sur les singletons de RM :

	$\{B\}$	$\{Mo\}$	$\{Ma\}$
$BetP^{RM}$	0,32	0,47	0,21

La table d'utilités associée à ce problème permet de traduire d'impact de la conséquence « Résistance Mécanique » sur l'état du réservoir et donc le risque qu'il ne soit pas réutilisable :

	$\{B\}$	$\{Mo\}$	$\{Ma\}$
I^{RM}	0	25	75

L'évaluation du risque consiste à multiplier la probabilité d'occurrence d'un état par l'impact de cet état et à ajouter ces résultats :

$$R^{RM} = BetP\{m^{RM}\}(B) \times I(B) + BetP\{m^{RM}\}(Mo) \times I(Mo) + BetP\{m^{RM}\}(Ma) \times I(Ma) = 0,32 \times 0 + 0,47 \times 25 + 0,21 \times 75 = 27,5$$

Le risque que le réservoir soit inutilisable est donc de 27,5.

FIGURE III.19: Évaluation du risque en utilisant la transformation pignistique.

$$\underline{\mathcal{R}}^\Omega = \sum_{\omega_i \in \Omega} I^\Omega(\omega_i) \times Cr^\Omega(\omega_i) \tag{III.4.19}$$

$$\overline{\mathcal{R}}^\Omega = \sum_{\omega_i \in \Omega} I^\Omega(\omega_i) \times Pl^\Omega(\omega_i) \tag{III.4.20}$$

L'exemple de la figure III.20 illustre l'utilisation de cette seconde méthode sur l'exemple utilisé dans la figure III.19.

Le principal intérêt de cette seconde méthode réside dans le fait qu'il est possible pour le décideur d'adopter différentes stratégies pour qu'il puisse comparer les résultats d'une approche optimiste (en utilisant le risque minimum) et pessimiste (en utilisant le risque maximum). Il est également possible de remarquer que la mesure du risque issue de la transformation pignistique est encadrée par les mesures minimum et maximum.

Évaluation du risque en utilisant la crédibilité et la plausibilité

Nous reprenons notre exemple de la figure III.19 sur la conséquence « Résistance Mécanique » issue d'un défaut sur la pièce étudiée (un réservoir de carburant). La distribution de masses de croyance est la même et nous calculons, de plus, les distributions de crédibilités et de plausibilités :

	\emptyset	$\{B\}$	$\{Mo\}$	$\{B, Mo\}$	$\{Ma\}$	$\{B, Ma\}$	$\{Mo, Ma\}$	RM
m^{RM}	0	0,2	0,3	0,1	0,1	0	0,1	0,2
Cr^{RM}	0	0,2	0,3	0,6	0,1	0,3	0,5	1
Pl^{RM}	0	0,5	0,7	0,7	0,4	0,5	0,7	1

Nous utilisons la même table d'utilités que pour l'exemple précédent :

	$\{B\}$	$\{Mo\}$	$\{Ma\}$
I^{RM}	0	25	75

Le calcul des deux mesures de risque nous donne donc :

$$\begin{aligned} \underline{\mathcal{R}}^{RM} &= Cr^{RM}(B) \times I^{RM}(B) + Cr^{RM}(Mo) \times I^{RM}(Mo) + Cr^{RM}(Ma) \times I^{RM}(Ma) \\ &= 0,2 \times 0 + 0,3 \times 25 + 0,1 \times 75 = 15 \\ \overline{\mathcal{R}}^{RM} &= Pl^{RM}(B) \times I^{RM}(B) + Pl^{RM}(Mo) \times I^{RM}(Mo) + Pl^{RM}(Ma) \times I^{RM}(Ma) \\ &= 0,5 \times 0 + 0,7 \times 25 + 0,4 \times 75 = 47,5 \end{aligned}$$

Le risque que le réservoir soit inutilisable est donc compris entre 15 et 47,5.

FIGURE III.20: Évaluation du risque avec les distributions de crédibilités et de plausibilités.

III.5 Restitution des résultats

Le principal inconvénient de la théorie des fonctions de croyance est la difficulté, pour une personne qui n'est pas formée à son utilisation, d'analyser les résultats bruts d'une étude utilisant cet outil. C'est pourquoi, il convient de mettre en place des mécanismes permettant de retranscrire les résultats obtenus à l'aide du modèle utilisant les réseaux évidentiels dirigés sous une forme simple et compréhensible par le décideur. De plus, les fonctions de croyance permettent d'extraire des informations supplémentaires en rapport avec l'incertitude et le conflit sans déformer ou simplifier l'information. En effet, outre l'évaluation du risque qui est l'objectif de nos travaux, il est possible de fournir au décideur des informations relatives à l'incertitude qui entoure sa décision ainsi que sur le conflit qui existe entre les différentes sources d'information qui sont à l'origine de la connaissance contenue dans le modèle.

Nous allons donc développer dans cette partie, différents indicateurs que nous proposons de fournir au décideur pour qu'il puisse prendre la meilleure décision possible. Nous commençons par la notion centrale de notre étude à savoir l'évaluation du risque et nous décrivons par la suite les notions d'incertitude et de conflit.

III.5.1 Indicateur de risque

L'indicateur principal associé au modèle proposé est une mesure du risque. Quelle que soit la méthode d'évaluation du risque choisie (évaluation utilisant la transformation pignistique ou évaluation utilisant la crédibilité et la plausibilité), il convient de ramener le résultat sur une échelle facilement interprétable. La définition de la table d'impacts sur une échelle de 0 à 100 avec la somme des impacts inférieure ou égale à 100 permet d'obtenir une mesure chiffrée (valeur entre 0 et 100). Cette mesure est ensuite comparée avec une échelle permettant de catégoriser le risque en fonction de la valeur de l'évaluation. Le tableau III.2 est une proposition d'échelle, qui doit être adaptée selon le contexte d'application, permettant cette catégorisation.

Valeur de la mesure du risque	Catégories de risque
La mesure du risque est supérieure à 70	Risque inacceptable
La mesure du risque est comprise entre 50 et 70	Risque important
La mesure du risque est comprise entre 15 et 50	Risque moyen
La mesure du risque est inférieure à 15	Risque négligeable

TABLEAU III.2: Exemple d'échelle de catégorisation du risque.

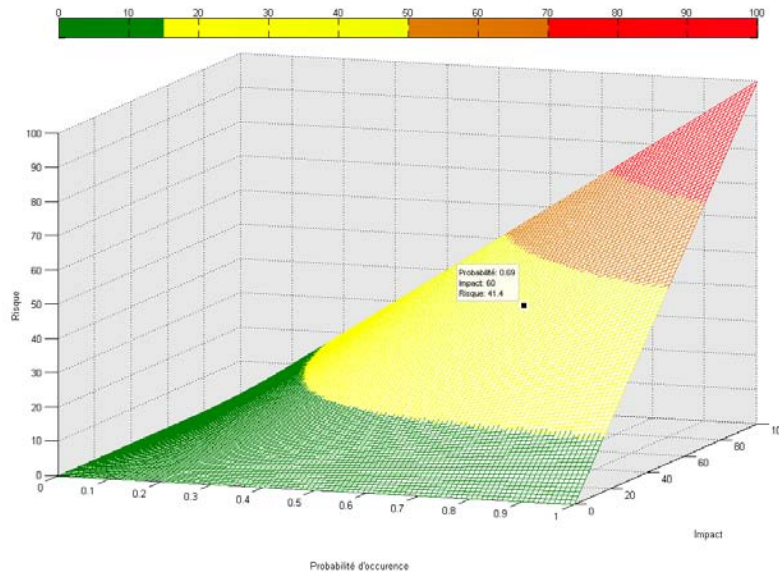
L'utilisation des mesures de risque maximum et minimum permet de développer des stratégies alternatives de décision selon la mesure choisie. Par exemple, lorsqu'une décision concerne une activité à forte valeur ajoutée, le décideur peut choisir d'utiliser la mesure du risque minimum pour adopter une stratégie optimiste dans l'objectif de maximiser les profits en partant du principe que tout se passera bien. A l'inverse, lorsqu'une décision concerne une activité impliquant la sécurité des personnes, le décideur peut choisir d'utiliser la mesure du risque maximum pour adopter une stratégie pessimiste et envisager la pire scénario pour prendre sa décision.

Comme nous l'avons vu dans le Chapitre I (partie I.1.3 - Évaluation des risques), l'évaluation des risques a pour objectif de positionner la situation de risque étudiée par rapport au situations de risque passées et est généralement faite en utilisant un référentiel de risque. La figure III.21 présente un référentiel de risque en 3D et en 2D utilisant l'échelle de catégorisation présentée dans le tableau III.2 avec un exemple de situation de risque où la probabilité d'occurrence est de 0,69 et l'impact est de 60.

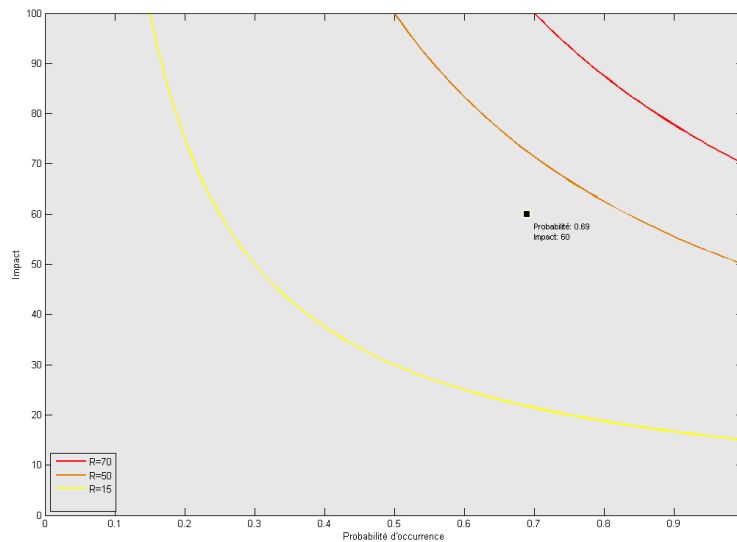
Cet indicateur de risque doit également être associée à une politique de maîtrise des risques (partie I.1 - Risque) adaptée permettant de conseiller le décideur sur les actions à engager en fonction du niveau de risque. Cette politique offre ainsi la possibilité de standardiser les décisions dans une entreprise pour que toutes les décisions concernant une activité à risque soient cohérentes même si elles ne sont pas toutes prises par la même personne. Une politique de maîtrise des risques possible pour l'échelle de catégorisation précédente est présentée dans le tableau III.3.

III.5.2 Indicateur d'incertitude sur la décision

L'un des principaux avantages de la théorie des fonctions de croyance est sa capacité à représenter l'incertitude épistémique (partie II.2.1.1 - Raisonnement avec des données imparfaites). Cependant, les mécanismes de passage du niveau crédal au niveau décisionnel (partie II.2.1.2 - Aspect décisionnel) impliquent la perte de l'information concernant cette incertitude.



(a) Référentiel de risque en 3D.



(b) Référentiel de risque en 2D.

FIGURE III.21: Référentiels de risque.

Pourtant une information concernant l'incertitude qui entoure une décision est un paramètre important à prendre en compte pour le décideur. L'utilisation combinée des mesures de risque minimum et maximum permet d'avoir une idée du niveau d'incertitude par l'écart entre les deux valeurs. Cependant, ce résultat est difficile à interpréter et ne permet pas de faire la différence entre l'ignorance totale (part de la masse affectée au cadre de discernement complet) et l'ignorance partielle (part de la masse affectée aux sous-ensembles de cardinalité supérieure ou égale à deux et différents du cadre de discernement). Nous proposons, par conséquent, de créer un indicateur permettant d'informer le décideur sur le niveau d'incertitude entourant sa

Catégories de risque	Politique de maîtrise des risques
Risque inacceptable	Éviter le risque (supprimer l'occurrence)
Risque important	Atténuer le risque (diminuer l'impact)
Risque moyen	Partager le risque (assurance) ou Accepter le risque
Risque négligeable	Accepter le risque

TABLEAU III.3: Exemple d'une politique de maîtrise des risques selon les catégories de risque.

décision.

Pour parvenir à une évaluation du degré d'incertitude, nous utilisons la mesure de non-spécificité (partie III.2.1.2 - Le Principe du Minimum d'Information (PMI)) qui permet de déterminer le taux d'incertitude d'une distribution de masses de croyance. En effet, elle permet d'évaluer la quantité d'information affectée aux sous-ensembles du power set ayant une cardinalité supérieure à un, c'est-à-dire tous les sous-ensembles différents des singletons (ceux-ci représentant une information sans incertitude épistémique). Cette mesure, dont la formule est rappelée ci-dessous, accorde une plus grande importance aux éléments ayant la plus grande cardinalité, donc caractérisant une incertitude plus grande puisque appliquée à plus d'hypothèses :

$$N(m) = \sum_{\emptyset \neq A \subseteq \Omega} m(A) \times \log_2(|A|), \quad \text{avec } N(m) \in [0, \log_2(|\Omega|)] \\ \text{et } |A| \text{ la cardinalité de l'hypothèse } A$$

Notons cependant que cette mesure fournit un résultat chiffré difficilement interprétable en l'état. Nous proposons donc de ramener ce résultat en pourcentage de la non-spécificité maximum, c'est-à-dire la non-spécificité d'une distribution de masses de croyance vide représentant l'ignorance totale. D'un point de vue mathématique, cette nouvelle mesure, notée $N_{\%}$, donne :

$$N_{\%}(m) = \frac{\sum_{\emptyset \neq A \subseteq \Omega} m(A) \times \log_2(|A|)}{\log_2(|\Omega|)} \quad (\text{III.5.1})$$

Il est également possible d'obtenir des informations plus détaillées pour le décideur en séparant la part d'incertitude totale et la part d'incertitude partielle. Le décideur peut ainsi savoir si la valeur de la mesure de non-spécificité traduit l'ignorance totale ou si les connaissances qu'il utilise pour prendre sa décision présentent une part d'information utile. Nous proposons donc deux mesures alternatives, notées $Np_{\%}$ (pour l'incertitude partielle) et $Nt_{\%}$ (pour l'incertitude totale), déterminées par les formules :

$$Np_{\%}(m) = \frac{\sum_{\emptyset \neq A \subset \Omega} m(A) \times \log_2(|A|)}{\log_2(|\Omega|)} \quad (\text{III.5.2})$$

$$Nt_{\%}(m) = \frac{m(\Omega) \times \log_2(|\Omega|)}{\log_2(|\Omega|)} = m(\Omega) \quad (\text{III.5.3})$$

Il convient de noter que $Np_{\%}(m) + Nt_{\%}(m) = N_{\%}(m)$. La figure III.22 illustre ces différentes mesures sur la distribution de masses de croyance de l'exemple du réservoir de carburant (figure III.19).

La mesure de non-spécificité en pourcentage permet donc d'avoir une idée du taux d'incer-

titude d'une distribution de masses de croyance. Pour faciliter l'interprétation par le décideur, il est possible de créer une échelle de catégorisation de l'incertitude similaire à celle employée pour le risque. De la même manière que pour le risque, il est également possible d'associer à cette échelle une politique décisionnelle. Le tableau III.4 illustre la forme que peut prendre ce type d'échelle en utilisant la mesure $N_{\%}$ et la politique décisionnelle qui lui est associée. Il convient de noter que cette échelle doit être adaptée pour tenir compte du contexte d'utilisation et qu'elle peut être détaillée pour tenir compte du rapport entre incertitude totale ($Nt_{\%}$) et incertitude partielle ($Np_{\%}$).

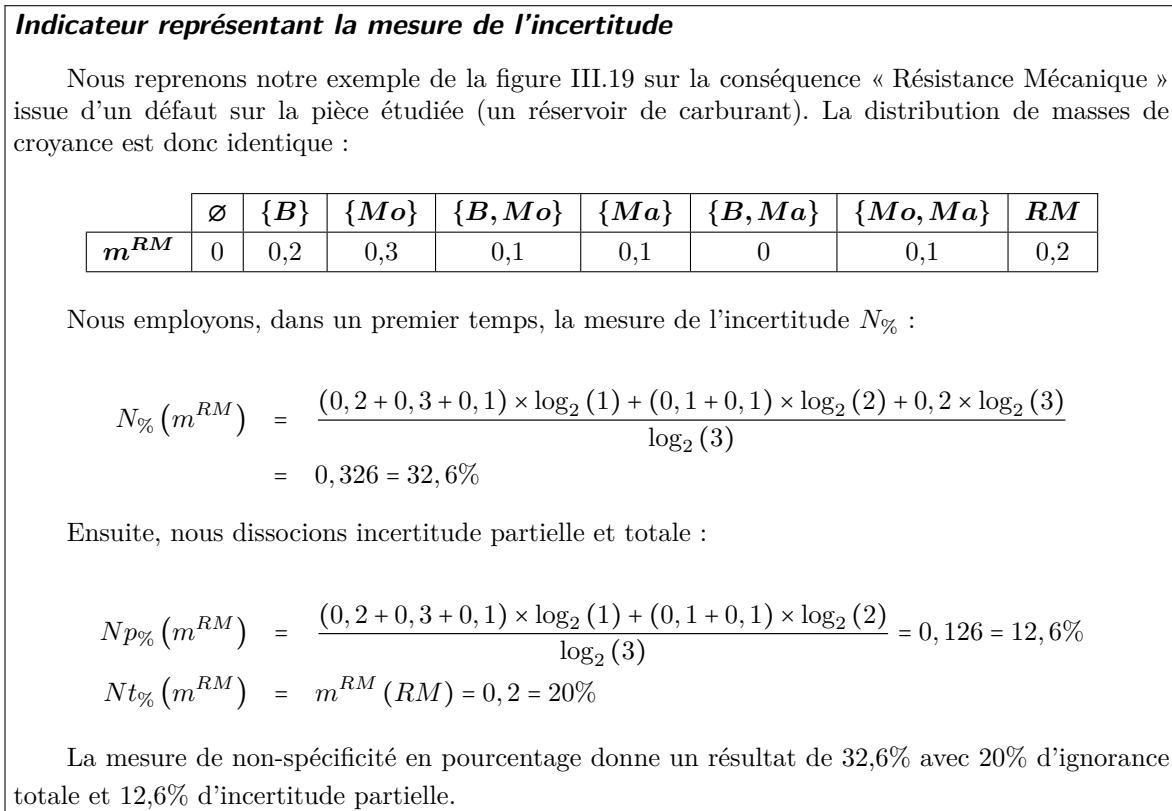


FIGURE III.22: Indicateur représentant la mesure de l'incertitude.

III.5.3 Indicateur de conflit

Comme dans le cas de l'incertitude, l'explicitation du conflit est un avantage de la théorie des fonctions de croyance. Le fait de savoir si les sources d'information, qui ont fourni la connaissance nécessaire à la prise de décision, sont en accord est un paramètre important pour le décideur. Il faut cependant être prudent quand à la sélection des informations représentant le conflit dans le cadre de la théorie des fonctions de croyance.

Le conflit est caractérisé par l'affectation d'une masse à l'ensemble vide ($m^{\Omega}(\emptyset) \neq 0$), dans le contexte de l'hypothèse d'un monde fermé (partie III.3.1 - Conflit entre les sources d'information), après la fusion de distributions de masses de croyance. Cependant, les mécanismes de raisonnement dans un réseau évidentiel dirigé utilise des règles de fusion pour propager l'information dans le réseau et l'utilisation de ces règles de fusion engendre parfois une masse sur l'ensemble vide. Cette masse ne peut être considérée comme représentative d'un conflit, c'est

Valeur de la mesure de non-spécificité en pourcentage	Catégories d'incertitude	Politique décisionnelle associée
La mesure de non-spécificité est supérieure à 85%	Incertaine inacceptable	Invalider le résultat
La mesure de non-spécificité est comprise entre 50% et 85%	Incertaine importante	A l'appréciation du décideur connaissant la valeur.
La mesure de non-spécificité est comprise entre 15% et 50%	Incertaine moyenne	
La mesure de non-spécificité est inférieure à 15%	Incertaine négligeable	Ignorer l'incertitude (confiance dans le résultat)

TABLEAU III.4: Échelle de catégorisation de l'incertitude et politique décisionnelle associée.

un phénomène propre à la propagation d'information dans un réseau évidentiel dirigé qui n'a aucun sens « physique ». L'analyse du conflit comme indicateur pour l'aide à la décision n'a donc de sens que dans le cas de fonctions de croyance résultantes de la deuxième étape de la méthodologie proposée (partie III.3 - Fusion des informations). Les distributions de masses de croyance que nous étudions ici correspondent donc au résultat de l'étape de fusion des informations avant d'effectuer la normalisation qui supprime la masse sur l'ensemble vide (partie III.3.3 - Normalisation des fonctions de croyance résultantes).

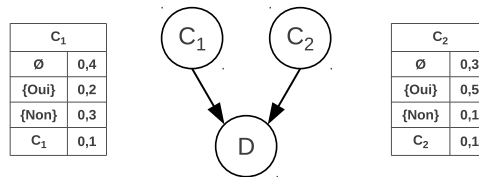
Un autre problème, pour la prise en compte du conflit comme indicateur d'aide à la décision est le choix de la règle de fusion et l'adaptation de l'échelle d'interprétation en fonction de cette règle de fusion. En effet, le choix de la règle de fusion influence la part de la masse affectée à l'ensemble vide. L'exemple de la figure III.11 illustre bien ce phénomène. Cette remarque est particulièrement importante dans notre cas, car la règle de combinaison conjonctive prudente, que nous avons choisi pour fusionner les avis d'experts et de la base de données, est la règle qui introduit la plus grande part de conflit (en comparaison des autres règles de combinaison, pour les mêmes distributions de masses de croyance initiales). L'échelle d'interprétation du conflit doit donc être adaptée selon la règle choisie pour tenir compte de ses disparités entre les règles de fusion.

Contrairement aux indicateurs de risque et d'incertitude, l'indicateur de conflit est calculé en fonction des distributions de masses de croyance avant le traitement par le réseau évidentiel dirigé, c'est-à-dire avant la normalisation et avant le traitement dans le réseau. C'est, de plus, un indicateur global concernant l'intégralité du modèle, il y a donc une valeur par variable du modèle et non plus une par conséquence comme pour les autres indicateurs. Pour une variable n'ayant pas de parents, la valeur du conflit est tout simplement la valeur de la masse affectée à l'ensemble vide. Pour une variable ayant des parents représentée par une distribution de masses de croyance conditionnelle, la moyenne des masses affectées à l'ensemble vide des combinaisons de singletons est considérée comme la valeur du conflit pour cette variable. L'exemple de la figure III.23 illustre l'utilisation de cette mesure du conflit.

Avant le lancement de l'inférence dans le réseau évidentiel dirigé, nous disposons pour chaque variable du réseau d'une mesure du conflit. Il suffit ensuite de fixer un seuil qui sert de déclencheur lorsque le conflit est trop important pour une variable. La règle de combinaison conjonctive prudente ayant tendance à affecter une masse importante au conflit, nous fixons, dans notre cas, le seuil à 85% de conflit. Lorsque ce seuil est dépassé, le décideur dispose de

Indicateur de conflit

Nous disposons du réseau évidentiel dirigé suivant ainsi que des tables de croyance qui lui sont associées avant la normalisation :



D	C ₁	∅				{Oui}			{Non}			C ₁					
	C ₂	∅	{Oui}	{Non}	C ₂	∅	{Oui}	{Non}	C ₂	∅	{Oui}	{Non}	C ₂	∅	{Oui}	{Non}	C ₂
∅		0	0	0	0	0	0,2	0,4	0,3	0	0,3	0,1	0,1	0	0,2	0,1	0,3
{Oui}		0	0	0	0	0	0,1	0,2	0,1	0	0,2	0,6	0,3	0	0,1	0,5	0,1
{Non}		0	0	0	0	0	0,3	0,2	0,4	0	0,4	0,2	0,4	0	0,5	0,2	0,2
D		1	1	1	1	1	0,6	0,2	0,2	1	0,1	0,1	0,2	1	0,2	0,2	0,4

La variable C_1 a donc une mesure de conflit égale à 40%, C_2 à 30% et D à 25% (moyenne des masses affectées à l'ensemble vide des combinaisons de singletons).

FIGURE III.23: Indicateur de conflit.

deux options. S'il n'a pas confiance dans l'une des sources d'information, il peut choisir de ne pas prendre en compte son avis limitant ainsi le nombre de combinaisons et donc le conflit. Il peut également choisir de ne faire confiance à aucune des sources en affectant, dans ce cas, la totalité de la masse à l'ignorance totale (la masse affectée au cadre de discernement complet est égale à 1).

III.6 Conclusion

Ce chapitre a permis de développer l'intégralité de la démarche proposée afin d'évaluer le risque en utilisant les réseaux évidentiels dirigés. Nous avons, dans un premier temps, montré qu'il était possible de formaliser la connaissance experte et la connaissance statistique en utilisant les mécanismes associés aux fonctions de croyance, et en particulier au Modèle des Croyances Transférables. Nous avons également vu que cette étape de formalisation pouvait intégrer la notion de confiance dans une source d'information. Nous proposons pour cela d'utiliser le mécanisme d'affaiblissement et les fonctions de croyance prédictives.

Par la suite, nous avons montré qu'il était possible de fusionner les avis de différents experts ainsi que les statistiques issues d'une base de données en tenant compte du fait que les sources d'information ne sont pas indépendantes.

Nous avons également présenté les mécanismes associés aux réseaux évidentiels dirigés et montré qu'il était possible de les utiliser pour adapter le modèle d'évaluation des risques basé sur les réseaux bayésiens introduit précédemment (partie II.1 - Modèle pour l'évaluation des risques), de manière à pouvoir traiter directement des fonctions de croyance.

Pour finir, nous avons présenté les différents indicateurs pouvant être mis à disposition du décideur par le modèle basé sur les réseaux évidentiels dirigés. Parmi ces indicateurs, nous

trouvons bien évidemment l'évaluation du risque, qui était notre objectif initial, mais également l'incertitude sur la décision et la mesure du conflit entre les sources d'informations qui permettent au décideur de prendre une décision en ayant conscience de l'état de la connaissance utilisée pour parvenir au résultat final.

Dans le chapitre suivant, nous allons appliquer ce modèle à un cas d'étude illustrant les principes présentés précédemment dans le cadre de la déconstruction des avions en fin de vie, thème du projet à l'origine de nos travaux.

Chapitre IV

Application du modèle à un cas d'étude

IV.1 La déconstruction des avions et le projet DIAGNOSTAT	116
IV.1.1 La déconstruction des avions	116
IV.1.2 Projet DIAGNOSTAT : organisation des travaux de recherche	118
IV.2 Cas d'étude	120
IV.2.1 Description du fonctionnement de l'outil pour le projet DIAGNOSTAT	121
IV.2.2 Description du cas d'étude	122
IV.3 Modélisation du cas d'étude par les diagrammes d'influence	127
IV.3.1 Formalisation et fusion des connaissances	129
IV.3.2 Traitement du modèle	130
IV.3.3 Résultats obtenus	132
IV.4 Modélisation du cas d'étude par les approches optimistes et pessimistes	138
IV.4.1 Formalisation des connaissances	138
IV.4.2 Fusion des connaissances	140
IV.4.3 Traitement du modèle et résultats obtenus	143
IV.5 Modélisation du cas d'étude par les réseaux évidentiels dirigés	145
IV.5.1 Formalisation et fusion des connaissances	149
IV.5.2 Traitement du modèle	149
IV.5.3 Résultats obtenus	150
IV.5.4 Remarques générales sur l'outil	158
IV.5.5 Comportement de l'outil en fonction de la taille du problème	158
IV.6 Synthèse	162

Dans le chapitre précédent, nous avons introduit une démarche permettant d'évaluer les risques à partir de connaissances statistiques et expertes. La méthodologie que nous avons proposée permet, tout d'abord, la formalisation et la fusion de connaissances incertaines issues de sources d'information hétérogènes. Par la suite, elle permet le traitement de ces connaissances par un modèle basé sur les réseaux évidentiels dirigés pour parvenir à la construction

d'indicateurs visant à caractériser le niveau de risque mais aussi la qualité des informations utilisées pour évaluer ce risque. L'application de cette démarche à un cas d'étude fait l'objet de ce nouveau chapitre.

Comme nous l'avons vu en Introduction, nos travaux s'inscrivent dans le cadre du projet DIAGNOSTAT qui s'intéresse à l'activité industrielle de déconstruction des avions pour la récupération de pièces de rechange et la capitalisation de connaissances liées à l'état réel des aéronefs au moment de leur déconstruction. Nous avons donc pour objectif de montrer l'applicabilité des méthodes proposées dans le chapitre III à l'activité de déconstruction.

Ce chapitre s'organise en cinq parties. Dans un premier temps, nous présentons le contexte de l'étude en introduisant le processus de déconstruction d'un avion et le lot « Capitalisation du savoir » du projet DIAGNOSTAT qui a servi de cadre à nos travaux. Nous abordons, par la suite, l'outil conçu dans le cadre de ce lot et le cas d'étude qui contient deux scénarios d'utilisation de l'outil. Nous développons ensuite trois méthodes pour instrumenter le cas d'étude qui permettent de comparer la démarche présentée dans le chapitre III avec des démarches alternatives. La première méthode utilise une démarche probabiliste basée sur les diagrammes d'influence pour implémenter le premier modèle d'évaluation des risques introduit dans le chapitre II - Méthodes bayésiennes pour l'évaluation des risques : limites et alternatives. La seconde méthode s'appuie elle aussi sur les diagrammes d'influence pour inférer la connaissance mais utilise les fonctions de croyance pour formaliser et fusionner cette connaissance. La dernière méthode implémente la démarche présentée dans le chapitre III basée sur l'utilisation des fonctions de croyance et des réseaux évidentiels dirigés. Pour chacune de ces méthodes, nous étudions la formalisation, la fusion et le traitement des connaissances et présentons les résultats obtenus par la méthode concernée. Dans le cadre de la dernière méthode (basée sur les réseaux évidentiels dirigés), nous ajoutons également une brève étude de son comportement en fonction de la taille du problème.

IV.1 La déconstruction des avions et le projet DIAGNOSTAT

Comme nous l'avons évoqué en Introduction, la déconstruction des avions est actuellement en plein essor. Le projet DIAGNOSTAT s'intéresse, dans le cadre de cette activité de déconstruction, à la récupération et la certification de pièces pour les réutiliser en tant que rechanges et à la collecte de connaissances sur l'état de l'appareil pour améliorer la conception et la maintenance des avions. Ce projet a servi de cadre à nos travaux de recherche qui ont donc été appliqués à l'activité de déconstruction des aéronefs.

IV.1.1 La déconstruction des avions

Le processus de déconstruction d'un aéronef (figure IV.1) débute par la mise en sécurité environnementale de l'appareil, c'est-à-dire par la vidange des réservoirs de kérosène, d'eaux (usées ou non) et d'huile. Les différents équipements (moteurs, trains d'atterrissage) sont ensuite déposés pour être vérifiés et si possible revendus. L'appareil est alors cartographié pour déterminer les différents matériaux qui le composent. En parallèle, les matières dangereuses (amiante, matières radioactives ...) sont isolées et retirées (phase de dépollution). Pour finir, l'avion est découpé (figure IV.2) pour valoriser séparément les différents matériaux (acier, alliages d'aluminium ...).

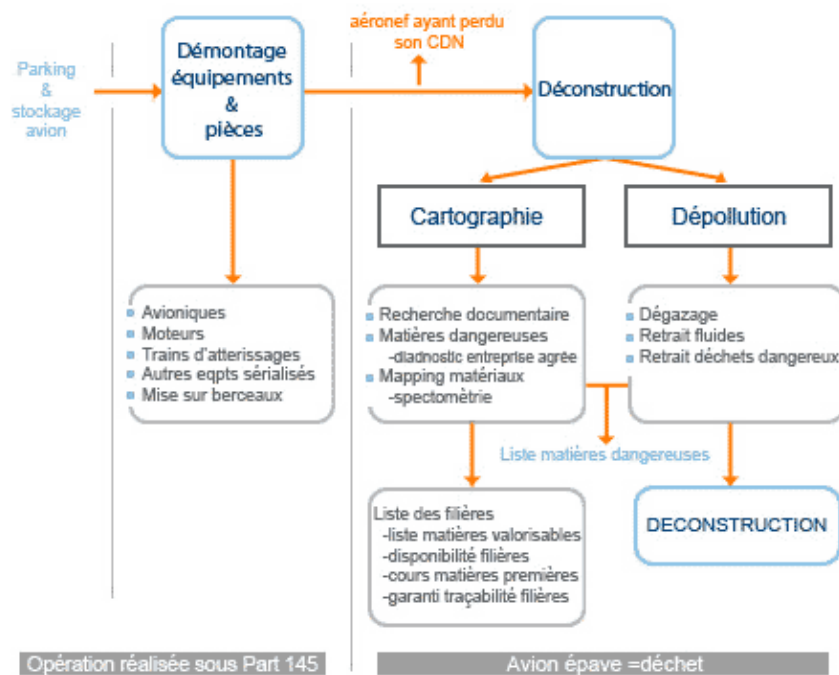


FIGURE IV.1: Présentation commerciale du processus de déconstruction par [Tarmac Aerosave, 2009].



FIGURE IV.2: La déconstruction des avions.

Pour parvenir à une meilleure compréhension du processus de déconstruction des avions et ainsi mieux cerner les contraintes applicables à un outil d'aide à la décision dans ce contexte, nous avons modélisé ce processus à l'aide du formalisme BPMN (Business Process Modeling Notation). Ce formalisme a été retenu car il offre des possibilités intéressantes notamment en termes de lancement différé et multiples des tâches [Havey, 2005]. En outre, la simplicité d'utilisation et l'aspect intuitif de ce formalisme permettent un apprentissage rapide et efficace des principes de modélisation et la constitution d'un support facilitant les échanges avec les acteurs métier.

Le processus ainsi modélisé (présenté en version simplifiée dans la figure IV.3), permet d'identifier cinq sous-processus conduisant à la déconstruction d'un avion depuis l'acquisition de l'avion jusqu'à la vente des pièces détachées et au recyclage des matériaux :

- le sous-processus « commercial » correspond à toutes les activités en relation avec le

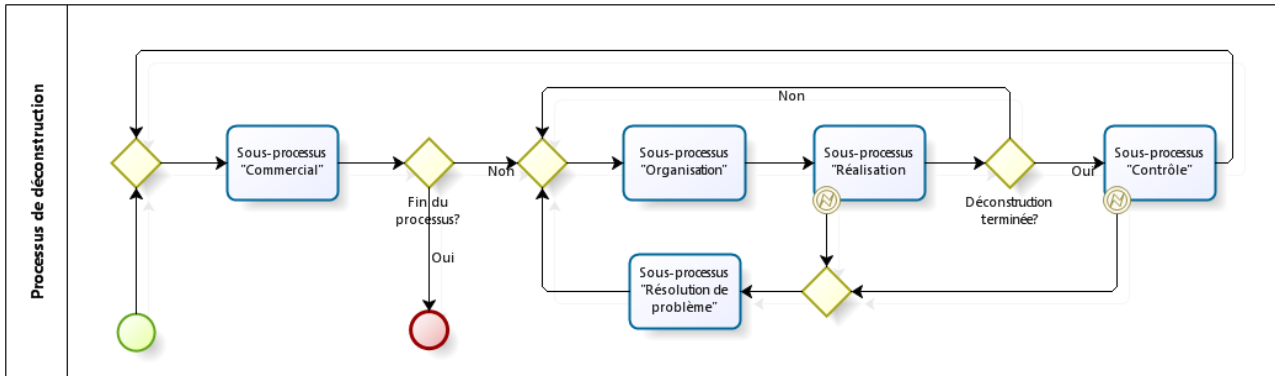


FIGURE IV.3: Processus de déconstruction simplifié.

client. Parmi les tâches regroupées dans ce sous-processus, figurent les activités de négociations liées à l'achat d'un avion à déconstruire ou la vente du service de déconstruction pour un client souhaitant récupérer les pièces détachées, mais aussi la vente des matériaux et des pièces détachées issus de la déconstruction,

- le sous-processus « organisation » correspond aux activités de planification et d'industrialisation en préparation de la déconstruction,
- le sous-processus « réalisation » correspond aux activités directement liées à la déconstruction,
- le sous-processus « contrôle » correspond aux activités de certification des pièces de seconde main et aux aspects relatifs à la qualité et à l'environnement,
- le sous-processus « résolution de problème » correspond aux activités liées à la réparation de pièces endommagées et, de manière plus générale, à l'ensemble des actions entreprises pour résoudre des problèmes organisationnels ou techniques lors de la déconstruction.

Ce travail de cartographie des processus permet de mieux situer les activités en relation avec le retour d'expérience. La capitalisation des connaissances est réalisée principalement au cours des deux sous-processus centraux (industrialisation et déconstruction) en collectant le déroulement des opérations, en retenant les bonnes pratiques comme les mauvaises, et les différents défauts rencontrés lors de l'inspection de l'appareil et de ses zones critiques. La réutilisation de ces connaissances pourra être réalisée en interne, notamment durant la phase d'organisation et facilitera, par exemple, l'établissement de la gamme de déconstruction en fonction de l'expérience acquise sur ce type d'avion. Ces données pourront également être exploitées en externe, c'est-à-dire par l'avionneur et par le mainteneur, qui pourront adapter leurs processus de conception, de fabrication ou de maintenance pour y injecter ces connaissances.

IV.1.2 Projet DIAGNOSTAT : organisation des travaux de recherche

Le projet DIAGNOSTAT concerne la récupération et la certification de pièces pour les réutiliser en tant que pièces de rechanges et la collecte de connaissances sur l'état des appareils pour améliorer la conception et la maintenance des avions. Il s'organise en cinq lots de travail, que nous avons présenté en Introduction, permettant de structurer l'ensemble des problématiques de recherche associées aux objectifs de ce projet en regroupant les partenaires industriels et académiques par centres d'intérêts. Nous allons présenter en détail le lot « Capitalisation du savoir » qui a servi de cadre à nos travaux de recherche.

Comme nous l'avons évoqué précédemment, le lot « Capitalisation du savoir » vise à mettre en place un système d'information pour la gestion des connaissances liées à l'inspection des avions en cours de déconstruction et à capitaliser et analyser ces connaissances. Les livrables de ce lot doivent alimenter plusieurs phases du cycle de vie de l'avion et en particulier :

- les phases de conception et de fabrication : via le retour d'expérience enregistré après intervention et sur la base des statistiques qui en découlent,
- les phases de maintenance ou de démantèlement : pour l'assistance à la réalisation des opérations correspondantes.

Suite à l'inspection d'un avion, préalable à sa déconstruction, les observations réalisées lors de l'intervention sont analysées. L'analyse peut être conduite dans un cadre de référence statistique si la quantité des informations représentatives et effectivement disponibles est suffisante ou, dans le cas contraire, selon un angle de vue cognitif correspondant à une opinion d'expert. La détection d'un aléa (usure anormale d'un composant, endommagement trop important d'un matériau, ...) enclenche un sous processus de recherche de solutions susceptibles d'être mises en place pour résoudre le problème sur le système si l'intervention concerne une maintenance et/ou sur des systèmes analogues toujours opérationnels s'il s'agit d'une déconstruction. L'ensemble des informations ainsi générées est alors capitalisé pour une utilisation via un retour d'expérience auprès des services fonctionnels (bureau d'études, production, maintenance) qui tireront parti de ces connaissances pour améliorer les solutions techniques utilisées ou les procédures suivies grâce à un enrichissement de leurs règles métiers. Ces connaissances font également l'objet d'un stockage dans une base de données des faits techniques observés ce qui permet leur exploitation à des fins statistiques. La figure IV.4 offre une vue globale du processus de résolution de problème lors de l'inspection.

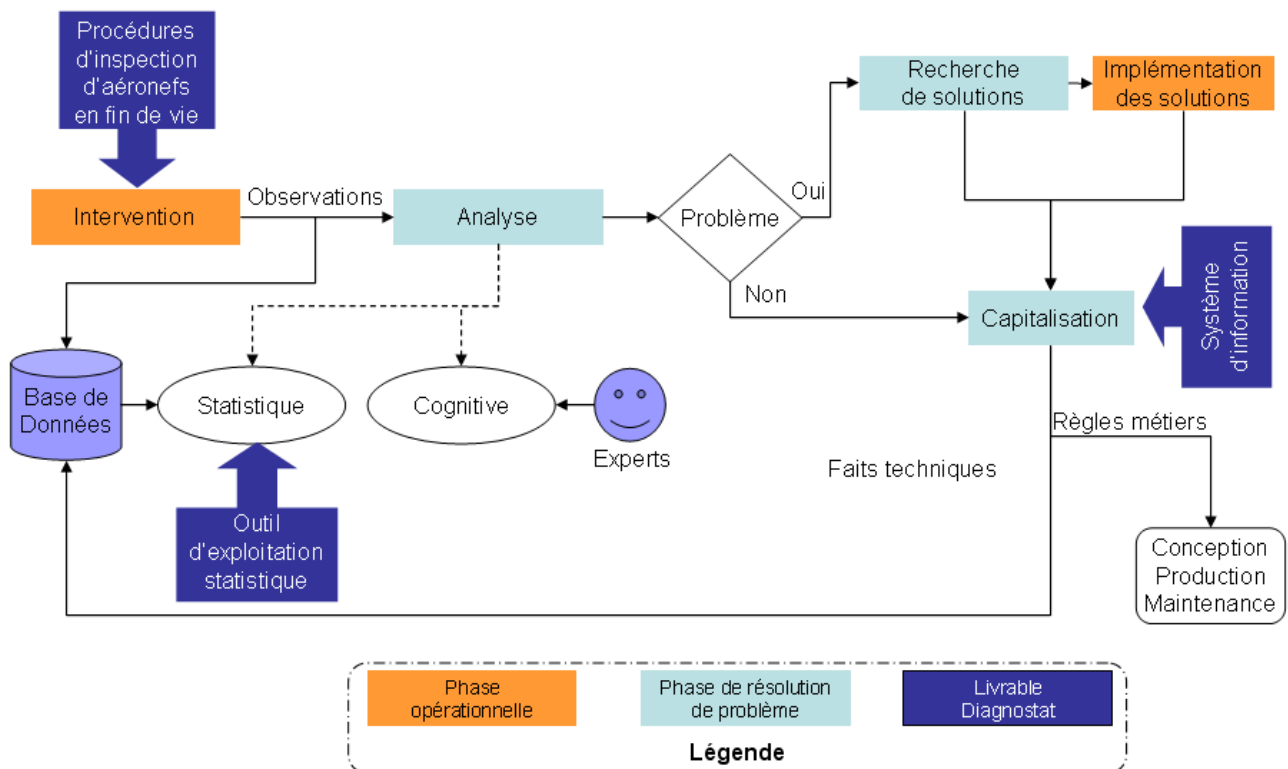


FIGURE IV.4: Modèle du processus de résolution de problème en phase d'inspection.

Dans le cadre du projet, le lot a été divisé en 3 tâches positionnées chronologiquement par rapport à la date d'intervention. Chacune de ces tâches correspond à un livrable intitulé :

- élaboration de procédures d'inspection d'aéronefs en fin de vie,
- structuration d'un système de capitalisation des données pour le retour d'expérience,
- réalisation d'un outil d'exploitation statistique des résultats.

La première tâche, qui consiste à élaborer des procédures d'inspection pour les avions en fin de vie, vise à fournir les informations nécessaires à la réalisation des actions incombant à l'opérateur en charge du diagnostic. Les développements permettent de rassembler et de structurer des informations dispersées, techniques, légales et normatives, nécessaires pour piloter et réaliser le processus, telles que la liste des composants et matières présents dans un avion donné, les gammes opératoires de déconstruction, les cadres légaux dont relève chaque pièce ou matière, les compétences nécessaires pour l'intervention ou encore les filières de retraitement disponibles.

La seconde tâche de ce lot, qui consiste à structurer un système de capitalisation des données pour le retour d'expérience, vise à organiser le retour d'expérience issu des activités de diagnostic établi à partir des observations et de l'analyse qui en est faite. La mise en place d'un système de collecte et de capitalisation nécessite de tenir compte simultanément :

- des processus et des activités de traitement qui conduisent à capitaliser et à exploiter les informations,
- des informations et des connaissances manipulées tout au long de la démarche,
- des acteurs qui mettent en application leurs compétences pour la création de connaissances,
- des techniques et outils mis en œuvre pour instrumenter le retour d'expérience.

La troisième et dernière tâche de ce lot, qui consiste à réaliser un outil d'exploitation statistique des résultats, a pour ambition de conduire au développement d'un outil informatique permettant l'exploitation statistique des résultats observés lors de l'inspection et stockés dans la base de données. Les informations délivrées conféreront à ce logiciel un statut d'outil d'aide à la décision pour les services fonctionnels concernés par la connaissance sur le niveau d'endommagement des composants ou des structures. Ces informations, si elles sont pertinentes, c'est-à-dire suffisamment représentatives et porteuses d'une connaissance originale, alimentent prioritairement les décideurs des phases de développement, production, maintenance et déconstruction. L'outil doit être capable, entre autre, de permettre des requêtes multiples et progressives, d'effectuer un traitement statistique en fonction des requêtes, de proposer des résultats sous forme de synthèses et de quantifier le niveau de confiance alloué à chaque résultat.

IV.2 Cas d'étude

Le projet DIAGNOSTAT nous fournit un cadre propice à l'exploitation du modèle d'évaluation des risques développé lors de ces travaux de recherche. Nous allons, dans cette partie, décrire le fonctionnement de l'outil construit dans le cadre du projet DIAGNOSTAT en commençant par préciser la modélisation du processus de déconstruction qui nous a permis d'identifier les contraintes associées à ce type d'activité industrielle. Par la suite, nous présenterons le cas d'étude, destiné à implémenter le modèle d'évaluation des risques, que nous avons créé en partenariat avec un expert dans le domaine des pièces aéronautiques en composite.

IV.2.1 Description du fonctionnement de l'outil pour le projet DIAGNOSTAT

À partir des informations recueillies sur le processus de déconstruction d'un avion et en accord avec les objectifs du projet DIAGNOSTAT, nous avons décidé d'appliquer le modèle d'évaluation des risques, présenté précédemment (partie II.1.2 - Proposition d'un modèle d'évaluation des risques), au domaine de la déconstruction des avions en fin de vie. Ce modèle utilise une base de données ainsi qu'un module d'analyse statistique déployés dans le cadre du projet DIAGNOSTAT. Ce déploiement a été réalisé au moyen du système d'information destiné à la collecte et à l'exploitation des connaissances issues de la déconstruction des avions en fin de vie. Cette base de données contient notamment : les références de chaque avion (type, option ...), les conditions de vie et d'utilisation (vols long courrier ou nationaux, conditions climatiques, déroulement de la maintenance ...) ainsi que les différents défauts rencontrés lors du démantèlement et/ou de la maintenance. Le module d'analyse statistique permet, quant à lui, la mise en perspective de ces informations pour produire des statistiques exploitables par l'utilisateur. Nous avons proposé d'approfondir les capacités de cet outil en lui associant un module d'évaluation du risque qui, en plus des statistiques brutes provenant du module d'analyse statistique, intègre la connaissance d'experts pour fournir une évaluation synthétique du risque sur une pièce ou une zone critique de l'appareil (figure IV.5).

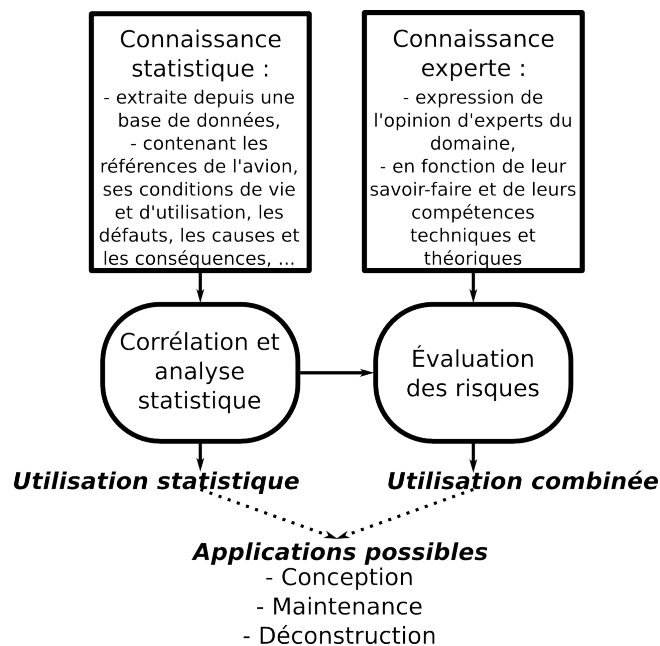


FIGURE IV.5: Mécanisme général de l'outil proposé.

L'utilisation principale de ce modèle est donc l'évaluation des risques pendant la déconstruction d'un avion. L'utilisateur doit pouvoir rapidement estimer si une pièce ou un sous-ensemble a des chances d'être réutilisable. L'objectif est alors de fournir une évaluation rapide du risque à partir des informations résultant de l'utilisation de l'appareil (livre de bord, compte-rendu de maintenance ...) et d'observations sommaires faites durant l'inspection de l'avion. Il pourra ainsi éviter toute une batterie de tests coûteux pour démonter et recertifier une pièce si le modèle signale que le risque pour cette pièce de ne pas être réutilisable est trop important.

De plus, au fur et à mesure de la progression de la déconstruction et de la collecte des informations, l'évaluation s'affinera et permettra d'infirmer ou de conforter les choix du décideur. La figure IV.6 décrit le fonctionnement de l'outil informatique basé sur ce modèle pour ce type d'utilisation.

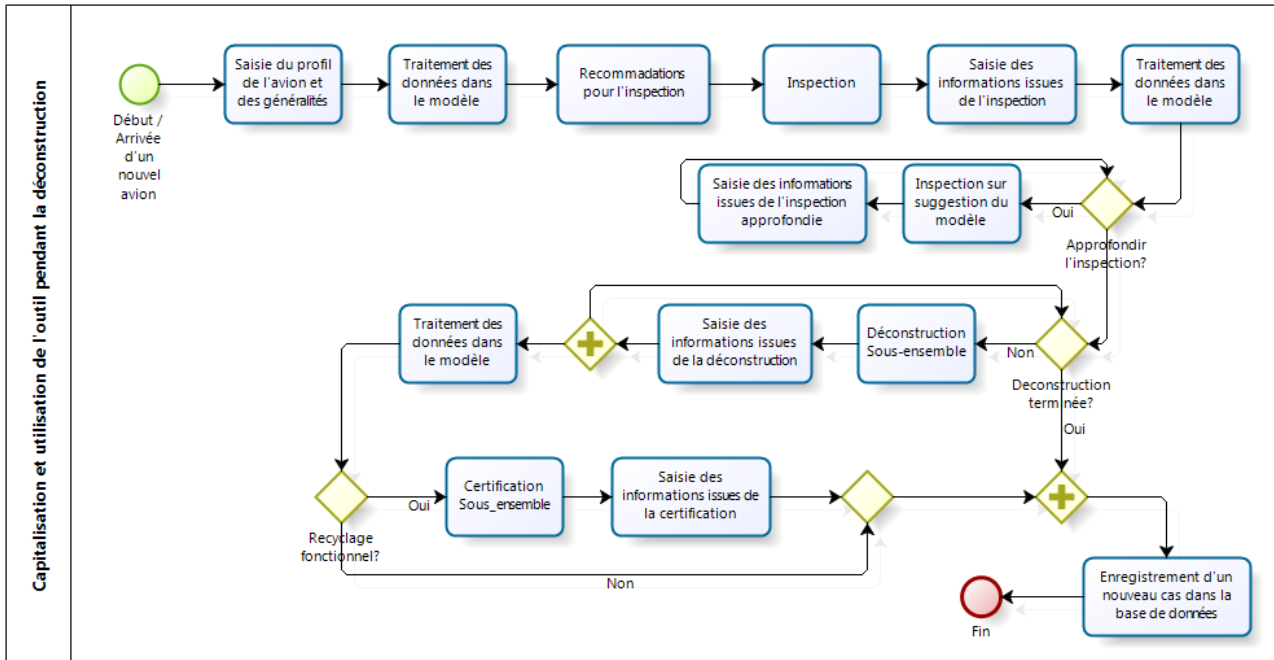


FIGURE IV.6: Fonctionnement de l'outil pendant la déconstruction.

Ce modèle offre également un certain nombre de possibilités d'exploitation supplémentaires. Voici quelques unes des utilisations possibles que nous avons recensées :

- Diagnostic prédictif : à partir des conséquences visibles d'un événement, l'outil détermine la présence probable de conséquences cachées ayant été entraînées par la dynamique qui a conduit au défaut.
- Aide à la certification de pièces de seconde main : l'utilisateur pourra demander des vérifications supplémentaires à partir de manifestations suggérant des problèmes plus importants ou rebuter définitivement une pièce sur la base d'observations sommaires car le risque qu'elles soient associées à des défauts critiques est trop important.
- Adaptation de la gamme de maintenance : en tenant compte de la vie de l'appareil, l'outil pourra mettre l'accent sur certaines zones sensibles et inciter à engager des contrôles supplémentaires lorsque des phénomènes généralement associés à des défauts critiques auront été détectés (figure IV.7).
- Conception : l'application permettra d'évaluer les risques de défaillance d'une pièce critique durant sa conception pour un profil d'emploi particulier et donc de l'adapter pour qu'elle résiste mieux aux contraintes qui lui seront imposées (figure IV.7).

IV.2.2 Description du cas d'étude

Nous allons, dans cette section, présenter le cas d'étude que nous avons construit pour illustrer le fonctionnement du modèle d'évaluation des risques introduit précédemment. Ce

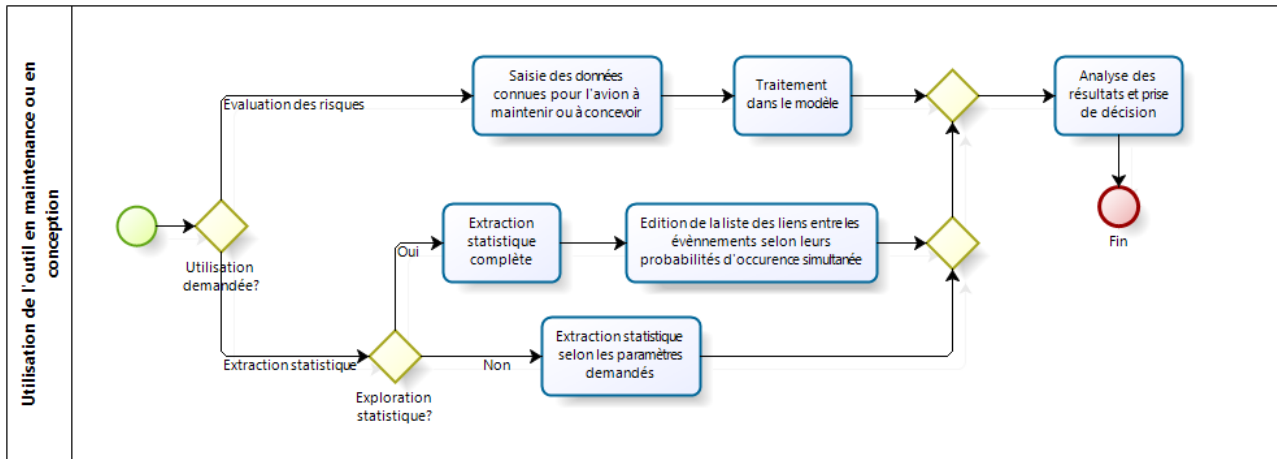


FIGURE IV.7: Fonctionnement de l'outil en conception ou en maintenance.

cas d'étude a été construit avec l'aide de Romain BRAULT, ingénieur d'étude et doctorant de l'équipe « Mécanique des Matériaux, Structures et Procédés » (M2SP) du Laboratoire Génie de Production de l'École Nationale d'Ingénieurs de Tarbes (LGP-ENIT), pour obtenir un exemple représentatif (bien que simplifié) sous contrôle d'un expert dans le domaine des pièces aéronautiques en composite. Nous commencerons par présenter le cas d'étude puis nous détaillerons les différentes options de modélisation à notre disposition pour le traiter. Il faut noter que ce cas d'étude a été construit uniquement avec des variables ne pouvant prendre que deux états pour simplifier la modélisation et faciliter la compréhension.

IV.2.2.1 Présentation

Le système que nous nous proposons d'étudier est un assemblage composé de deux panneaux composites identiques. L'objectif premier est d'évaluer le risque que le système ne soit pas réutilisable et donc qu'il ne puisse être recertifié et revendu en tant que pièce détachée. Lorsqu'un nouvel avion arrive pour une déconstruction, il faut évaluer le plus rapidement possible le niveau de risque associé à ce système pour déterminer s'il convient de le démonter et d'engager les tests de recertification. Ces tests sont coûteux, il est donc primordial de ne les faire que si la pièce a de bonnes chances de pouvoir être vendue.

À partir de la connaissance d'un expert, trois défauts pouvant affecter ce système ont été identifiés. Il faut noter que ce que nous appelons ici « défauts » correspond généralement à des phénomènes nommés « dommages » dans le milieu aéronautique. Cependant nous avons choisi de conserver la terminologie utilisée depuis le début de ce document pour éviter les confusions.

Le premier défaut est lié à un impact que la structure aurait subi. Il y a trois types de phénomènes pouvant causer un tel impact, à savoir la foudre, un choc pendant le vol et un choc au sol. Ce défaut peut avoir deux conséquences : un défaut de surface visible (enfouissement) et un délaminage (perte de la cohésion entre deux plis du matériau composite).

Le second défaut concerne une erreur de maintenance liée à une erreur de process et/ou à la qualité de l'entreprise ayant effectué la maintenance. Ce défaut peut avoir deux conséquences : une décohésion de la réparation (le patch utilisé lors d'une précédente réparation se sépare de la pièce rendant la réparation inutile) et l'infiltration d'humidité dans la pièce (qui peut entraîner une réduction des propriétés mécaniques de la pièce).

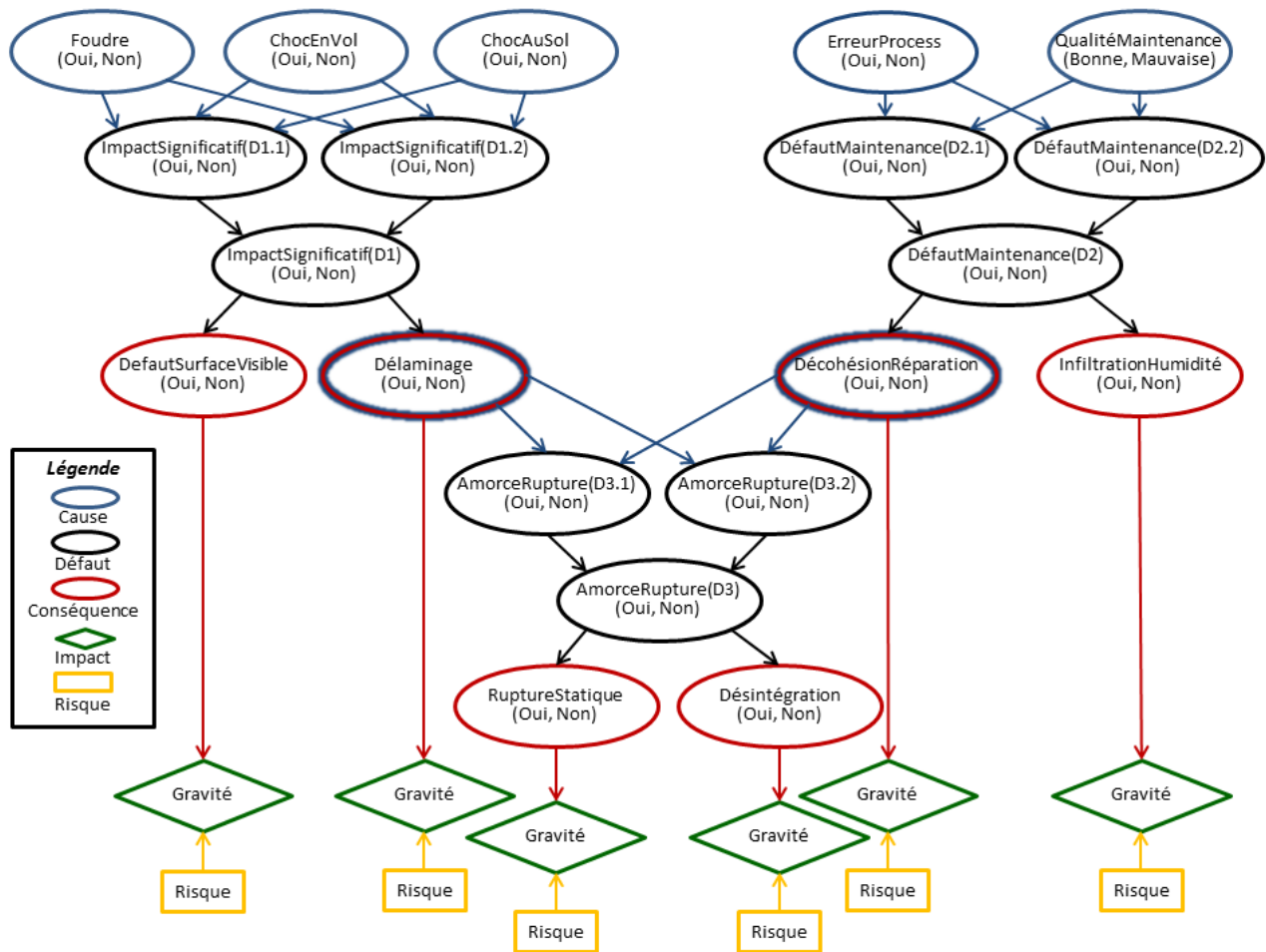


FIGURE IV.8: Vue graphique du cas d'étude.

Le dernier défaut possible concerne la présence d'une amorce de rupture qui peut être due à la présence de délaminage (conséquence du premier défaut) ou à une décohésion d'une réparation précédemment effectuée (conséquence du second défaut). Ce défaut peut avoir deux conséquences : une rupture statique de la pièce ou la désintégration de la structure.

À partir de ces informations, il est donc possible de construire une vue graphique de l'enchaînement des défauts en accord avec la représentation du risque définie précédemment (partie I.1 - Risque) et avec le modèle d'évaluation des risques (partie II.1 - Modèle pour l'évaluation des risques). La figure IV.8 résume ce cas d'étude.

Il faut noter que, sur cette vue graphique, chaque défaut est représenté par une composition de trois nœuds représentant la présence du défaut sur chaque panneau et la présence du défaut au niveau du système complet (par exemple D1.1 et D1.2 pour les deux panneaux et D1 pour le système complet). Si le défaut est avéré sur une des deux pièces constitutives, il est alors présent sur la structure complète (cette relation peut donc être modélisée par un OU logique).

Pour faciliter l'implémentation de ce cas d'étude, nous avons choisi de ne pas utiliser les noms complets des différents événements pour les représenter. Nous avons choisi d'utiliser un code alphanumérique plus simple détaillé dans le tableau IV.1.

En plus de ces informations, l'expert évalue l'impact de chaque conséquence sur une échelle de 0 à 100 : la rupture statique (P31) et le désintégration (P32) sont considérées comme cri-

Nom	Code	États	Parent(s)
Foudre	C11	Oui, Non	
ChocEnVol	C12	Oui, Non	
ChocAuSol	C13	Oui, Non	
ImpactSignificatif 1.1	D11	Oui, Non	C11,C12,C13
ImpactSignificatif 1.2	D12	Oui, Non	C11,C12,C13
ImpactSignificatif 1	D1	Oui, Non	D11,D12
DefautSurfaceVisible	P11	Oui, Non	D1
Délaminage	P12	Oui, Non	D1
ErreurProcess	C21	Oui, Non	
QualitéMaintenance	C22	Bonne, Mauvaise	
DefautMaintenance 2.1	D21	Oui, Non	C21,C22
DefautMaintenance 2.2	D22	Oui, Non	C21,C22
DefautMaintenance 2	D21	Oui, Non	D21,D22
DécohésionRéparation	P21	Oui, Non	D2
InfiltrationHumidité	P22	Oui, Non	D2
AmorceRupture 3.1	D31	Oui, Non	P12,P21
AmorceRupture 3.2	D32	Oui, Non	P12,P21
AmorceRupture 3	D3	Oui, Non	D31,D32
RuptureStatique	P31	Oui, Non	D3
Désintégration	P32	Oui, Non	D3

TABLEAU IV.1: Tableau descriptif des événements relatifs au cas d'étude.

tiques car elles rendent la pièce inutilisable (impacts évalués à 100), le délaminage (P12) et la décohésion de la réparation (P21) sont considérés comme étant moins graves car seuls ils ne suffisent pas toujours à rendre la pièce inutilisable (impacts évalués à 60), pour finir, le défaut de surface (P11) et l'infiltration d'humidité (P22) sont considérés comme étant relativement bénins car la pièce est généralement utilisable même avec ce genre de défaut (impacts évalués à 20).

En ce qui concerne l'exploitation de ce modèle, nous nous plaçons dans le contexte d'une entreprise de déconstruction débutant son activité depuis moins de cinq ans (comme c'est le cas pour l'entreprise Tarmac Aerosave, partenaire du projet DIAGNOSTAT). Étant donné que la cadence de déconstruction est d'environ deux avions traités par mois et que le système choisi n'est pas présent sur tous les types d'avions, nous avons décidé dans un souci de réalisme de considérer que la base de données statistique ne comportait que 15 cas, c'est-à-dire que ce type de structure avait été déconstruit et étudié seulement 15 fois depuis le début de l'activité de déconstruction de l'entreprise. Ce faible nombre de cas oblige donc à tenir compte du fait que les statistiques obtenues à partir de la base de données ne sont pas totalement fiables. C'est pourquoi, il est impératif de disposer de l'avis d'au moins un expert pour consolider le résultat. Dans ce cas d'étude, et dans un souci de simplification, un seul expert exprime son avis concernant les probabilités d'occurrence des défauts, de leurs causes et de leurs conséquences.

Nous avons choisi d'évaluer les performances du modèle d'évaluation des risques sur ce cas d'étude en envisageant deux scénarios. Le premier scénario correspond à une utilisation classique du modèle, c'est-à-dire que le contexte étudié est celui de la déconstruction d'avion. Nous appellerons donc ce scénario « Déconstruction » dans la suite de ce document. Lorsqu'un

nouvel avion doit être déconstruit, l'utilisateur introduit dans le modèle les connaissances à sa disposition concernant ce nouvel avion. Dans ce scénario, l'utilisateur sait que l'entreprise de maintenance qui s'est occupé de l'avion est considérée comme produisant un travail de mauvaise qualité selon l'appréciation de l'entreprise de déconstruction (C22=Mauvaise) et le livret de maintenance de l'appareil signale que le système a subi un choc durant la maintenance (C13=Oui). L'utilisateur cherche, dans un premier temps, à évaluer le risque que la pièce ne soit pas réutilisable en considérant que si l'une des mesures du risque dépasse la valeur critique de 75 sur une échelle de 0 à 100, il n'engagera pas les tests de certification. Par la suite, l'inspection de l'avion fait apparaître un défaut de surface visible (P11=Oui) sur le système, le modèle est donc mis à jour et l'utilisateur peut réévaluer le risque comme précédemment.

Le deuxième scénario correspond à une utilisation différente du modèle. Le contexte étudié dans ce cas correspond à une utilisation en maintenance. Nous appellerons donc ce scénario « Maintenance » dans la suite de ce document. Ce type d'utilisation sous-entend que la société de maintenance et la société de déconstruction partagent leurs connaissances pour que le modèle soit tenu à jour en fonction des nouvelles informations (liées à la déconstruction de nouveaux avions) à la disposition de la société de déconstruction. Ici le mainteneur ne dispose initialement d'aucune connaissance supplémentaire pour renseigner le modèle. Lors des opérations de maintenance, il remarque qu'il y a un défaut de surface visible (P11=Oui) et qu'une des réparations précédentes présente une décohésion (P21=Oui). Le mainteneur introduit ces nouvelles connaissances dans le modèle et l'utilise pour diagnostiquer la ou les causes les plus probables pour expliquer ces deux phénomènes et informer le propriétaire de l'appareil. De plus, il utilise également le modèle pour engager des vérifications complémentaires si des défauts ou des conséquences différentes de celles précédemment observées ont une probabilité d'occurrence trop importante (c'est-à-dire supérieure à 70%).

IV.2.2.2 Modélisation

Pour pouvoir comparer les performances du modèle d'exploitation des risques utilisant les réseaux évidentiels dirigés avec celui basé sur les diagrammes d'influence présenté dans le chapitre II, nous avons décidé de traiter les deux scénarios du cas d'étude avec trois modélisations différentes.

La première consiste à utiliser uniquement le cadre de la théorie des probabilités. Pour ce faire, l'avis de l'expert est recueilli sous forme de probabilités subjectives et l'extraction statistique est directement transformée en probabilité. La fusion des avis est réalisée par une moyenne pondérée permettant de tenir compte de la fiabilité des sources d'information. Seul les diagrammes d'influence sont utilisés pour le traitement de ces connaissances.

La seconde option étudiée vise à combiner les fonctions de croyance et les diagrammes d'influence. Comme dans le cas précédent, l'avis de l'expert est recueilli sous forme de probabilité subjective. Il est ensuite transformé en fonction de croyance en utilisant la transformation pignistique inverse (partie III.2.1.2 - La transformation pignistique inverse). Les statistiques sont transformées en fonction de croyance à l'aide des fonctions de croyance prédictives (partie III.2.2 - Connaissance statistique). Ces deux avis, exprimés sous forme de fonctions de croyance, sont ensuite fusionnés en utilisant les mécanismes décrits dans le chapitre précédent. Pour finir, la plausibilité et la crédibilité relatives à la survenue de chaque événement négatif sont récupérées et introduites dans deux modèles identiques au cas précédent (c'est-à-dire uniquement basé sur les diagrammes d'influence). Le traitement de ces deux modèles nous permet d'obtenir des

résultats pessimistes (plausibilité) et optimistes (crédibilité).

La dernière option envisagée utilise les mêmes mécanismes de formalisation et de fusion des avis en utilisant les fonctions de croyance. Les fonctions de croyance résultantes sont ensuite introduites dans un modèle utilisant les réseaux évidentiels dirigés pour être traitées.

Dans les trois options de modélisation précédemment décrites, l'avis de l'expert est exprimé sous la forme de probabilités subjectives. La figure IV.9 présente les valeurs fournies par l'expert sur l'occurrence des différents événements présentés dans la description du cas d'étude. De plus, l'expert a auto-évalué son travail au niveau « presque certain » et cet expert est considéré dans l'entreprise comme ayant « énormément d'expérience » selon l'échelle de valeurs permettant de déterminer la fiabilité d'un expert présentée dans le chapitre précédent (partie III.2.1.3 - Introduction du niveau de confiance dans l'avis de l'expert). Selon cette échelle de valeur, la fiabilité de l'expert est donc estimée à 0,9.

En ce qui concerne la base de données statistique, le tableau IV.2 présente le contenu disponible au moment où le cas d'étude va être traité. Les cellules surlignées de ce tableau correspondent aux cas où l'événement négatif s'est effectivement produit.

Cas n°	C11	C12	C13	D11	D12	D1	P11	P12	C21	C22	D21	D22	D2	P21	P22	D31	D32	D3	P31	P32
1	Non	Oui	Oui	Non	Oui	Oui	Oui	Non	Non	Bonne	Non	Non	Non	Non	Non	Non	Non	Non	Non	Non
2	Non	Non	Oui	Non	Non	Non	Non	Oui	Non	Bonne	Non	Oui	Oui	Oui	Non	Non	Oui	Oui	Oui	Oui
3	Non	Non	Non	Non	Non	Non	Non	Non	Oui	Bonne	Non	Oui	Oui	Oui	Non	Oui	Non	Oui	Oui	Oui
4	Non	Non	Non	Oui	Non	Oui	Non	Oui	Non	Bonne	Non	Non	Non	Non	Non	Oui	Oui	Oui	Non	Non
5	Non	Non	Non	Non	Non	Non	Non	Non	Non	Bonne	Non	Non	Non	Non	Oui	Non	Non	Non	Oui	Non
6	Oui	Oui	Oui	Oui	Non	Oui	Non	Oui	Non	Bonne	Non	Non	Non	Non	Non	Non	Non	Non	Non	Non
7	Non	Non	Non	Non	Non	Non	Oui	Oui	Non	Mauvaise	Oui	Non	Oui	Oui	Oui	Oui	Non	Oui	Non	Oui
8	Non	Non	Non	Non	Non	Non	Non	Non	Non	Mauvaise	Non	Non	Non	Non	Non	Non	Non	Non	Oui	Non
9	Oui	Non	Non	Oui	Oui	Oui	Oui	Oui	Non	Bonne	Non	Non	Non	Non	Non	Non	Oui	Oui	Non	Oui
10	Non	Non	Non	Non	Non	Non	Non	Non	Non	Bonne	Non	Oui	Oui	Non	Oui	Non	Non	Non	Non	Non
11	Non	Non	Non	Non	Non	Non	Non	Non	Non	Bonne	Non	Non	Non	Non	Non	Non	Non	Non	Oui	Non
12	Non	Non	Non	Non	Non	Non	Non	Non	Non	Bonne	Non	Non	Non	Non	Non	Non	Non	Non	Non	Non
13	Non	Non	Oui	Oui	Non	Oui	Oui	Oui	Non	Bonne	Non	Non	Non	Non	Non	Oui	Non	Oui	Non	Oui
14	Non	Non	Non	Non	Non	Non	Non	Non	Non	Bonne	Non	Non	Non	Non	Oui	Non	Oui	Oui	Oui	Oui
15	Non	Oui	Non	Non	Oui	Oui	Oui	Non	Non	Bonne	Non	Non	Non	Non	Non	Oui	Non	Oui	Oui	Oui

TABLEAU IV.2: Contenu de la base de données.

IV.3 Modélisation du cas d'étude par les diagrammes d'influence

La première modélisation du cas d'étude reprend le modèle d'évaluation des risques tel que nous l'avons défini dans le chapitre II, c'est-à-dire en utilisant le formalisme des diagrammes d'influence. Pour des raisons liées au fait que nous avons choisi de détourner les nœuds de décision de leur mode normal d'utilisation pour créer des indicateurs de risque (partie II.1.1.4 - Diagrammes d'influence), nous ne pouvons pas utiliser le logiciel NETICA qui nous a servi pour illustrer les différents exemples concernant les diagrammes d'influence. En effet, ce logiciel oblige l'utilisateur à représenter une notion d'antériorité entre les différentes décisions qui sont modélisées. Il crée donc automatiquement des arcs supplémentaires entre les nœuds de décision pour signifier cette antériorité. Le problème est que les nœuds de décision tels qu'ils sont définis dans le modèle d'évaluation des risques, représentent des indicateurs de risque à un instant

Avis de l'expert concernant l'occurrence des événements du cas d'étude

C11	Oui	0,050
	Non	0,950

C12	Oui	0,150
	Non	0,850

C13	Oui	0,350
	Non	0,650

	C11	Oui				Non			
	C12	Oui		Non		Oui		Non	
	C13	Oui	Non	Oui	Non	Oui	Non	Oui	Non
D11	Oui	0,990	0,970	0,970	0,950	0,700	0,600	0,400	0,000
	Non	0,010	0,030	0,030	0,050	0,300	0,400	0,600	1,000

	C11	Oui				Non			
	C12	Oui		Non		Oui		Non	
	C13	Oui	Non	Oui	Non	Oui	Non	Oui	Non
D12	Oui	0,990	0,970	0,970	0,950	0,700	0,600	0,400	0,000
	Non	0,010	0,030	0,030	0,050	0,300	0,400	0,600	1,000

D1	D11	Oui		Non	
	D12	Oui	Non	Oui	Non
	Oui	1,000	1,000	1,000	0,000
	Non	0,000	0,000	0,000	1,000

P11	D1	Oui	Non
	Oui	0,800	0,010
	Non	0,200	0,990

P12	D1	Oui	Non
	Oui	0,700	0,200
	Non	0,300	0,800

C21	Oui	0,070
	Non	0,930

C22	Bonne	0,850
	Mauvaise	0,150

D21	C21	Oui		Non	
	C22	Bonne	Mauvaise	Bonne	Mauvaise
	Oui	0,800	0,950	0,150	0,450
	Non	0,200	0,050	0,850	0,550

D22	C21	Oui		Non	
	C22	Bonne	Mauvaise	Bonne	Mauvaise
	Oui	0,800	0,950	0,150	0,450
	Non	0,200	0,050	0,850	0,550

D2	D21	Oui		Non	
	D22	Oui	Non	Oui	Non
	Oui	1,000	1,000	1,000	0,000
	Non	0,000	0,000	0,000	1,000

P21	D2	Oui	Non
	Oui	0,900	0,150
	Non	0,100	0,850

P22	D2	Oui	Non
	Oui	0,700	0,050
	Non	0,300	0,950

D31	P12	Oui		Non	
	P21	Oui	Non	Oui	Non
	Oui	1,000	1,000	0,950	0,100
	Non	0,000	0,000	0,050	0,900

D32	P12	Oui		Non	
	P21	Oui	Non	Oui	Non
	Oui	1,000	1,000	0,950	0,100
	Non	0,000	0,000	0,050	0,900

D3	D31	Oui		Non	
	D32	Oui	Non	Oui	Non
	Oui	1,000	1,000	1,000	0,000
	Non	0,000	0,000	0,000	1,000

P31	D3	Oui	Non
	Oui	0,650	0,300
	Non	0,350	0,700

P32	D3	Oui	Non
	Oui	0,700	0,050
	Non	0,300	0,950

FIGURE IV.9: Avis de l'expert.

précis et n'ont donc aucun lien d'antériorité entre eux. Pour résoudre ce problème, nous avons décidé d'utiliser le logiciel MATLAB avec la boîte à outil FullBNT (Full Bayesian Network Toolbox) [Murphy, 2002] et ainsi de créer les nœuds d'utilité et de décision correspondant à nos exigences.

Dans cette partie, nous présentons, dans un premier temps, comment sont formalisés et fusionnés les avis issus de la base de données statistique et de l'expert. Par la suite, nous décrivons la construction du modèle d'évaluation des risques appliqué au cas d'étude et le traitement de ce modèle grâce au logiciel MATLAB. Pour finir, nous détaillons les résultats obtenus pour les deux scénarios présentés précédemment.

IV.3.1 Formalisation et fusion des connaissances

La formalisation de l'information qui doit être traitée au moyen d'un réseau bayésien nécessite l'utilisation de la théorie des probabilités qui est au cœur de ce formalisme. Dans le cas d'étude, nous avons vu que l'avis de l'expert était exprimé sous forme de probabilités subjectives. Il n'est donc pas nécessaire d'ajouter une étape de formalisation supplémentaire pour la connaissance experte qui est déjà exprimée dans un formalisme utilisable dans un réseau bayésien.

En ce qui concerne la base de données statistique, il est nécessaire d'extraire la connaissance statistique et de la formaliser sous forme de distributions de probabilités. Pour ce faire, nous avons utilisé des méthodes de comptage conditionnel permettant de déterminer le nombre de cas dans la base de données représentant chaque possibilité pour tous les nœuds du réseau. Les nœuds n'ayant pas de parent font l'objet d'une méthode de comptage simple où l'objectif est de compter le nombre de cas pour lesquels le nœud était dans un état défini x et le nombre de cas total. La probabilité que le nœud soit dans cet état est ensuite déterminée en divisant le premier résultat par le second. Le tableau IV.3 montre les résultats obtenus pour la cause C11 (impact de foudre) qui n'a aucun parent.

État du nœud C11 (x)	Oui	Non	Total
Nombre de cas où C11 est dans l'état x	2	13	15
Probabilité que C11 soit dans l'état x	$2 \div 15 = 0,133$	$13 \div 15 = 0,867$	1

TABLEAU IV.3: Calcul des probabilités des différents états de C11.

Pour les nœuds ayant des parents, le comptage est un peu plus compliqué car il faut tenir compte de l'état des parents. La probabilité que le nœud soit dans un état défini x sachant que ses parents p_i sont dans des états définis a_i est calculée en divisant le nombre de cas où le nœud est dans l'état x et ses parents dans des états a_i par le nombre de cas où les parents sont dans des états a_i quelque soit l'état du nœud. Le tableau IV.4 et le tableau IV.5 montrent les résultats obtenus, respectivement, pour la conséquence P11 (Défaut de surface visible) et le défaut D21 (Défaut de maintenance sur la pièce 1).

Il faut noter que dans la base de données, la conjonction d'événements C21=Oui et C22=Mauvaise ne s'est jamais produite, nous ne disposons d'aucune information permettant de renseigner les cas D21=Oui et D21 = Non sachant que C21=Oui et C22=Mauvaise. Par conséquent, dans le cadre de la théorie des probabilités lorsque l'on ne dispose d'aucune information sur un événement, il est d'usage d'utiliser le principe d'équiprobabilité et d'affecter la même probabilité aux différents cas possibles. Comme nous l'avons évoqué précédemment (partie II.2.1.1 - Théorie des probabilités), cela ne permet pas de faire la différence entre incertitude aléatoire (par l'exemple, pour D21, quand C21= Non et C22= Mauvaise) et l'incertitude épistémique (par l'exemple, pour D21, quand C21= Oui et C22= Mauvaise).

Maintenant que nous disposons de deux distributions de probabilités, la première issue de l'expert et la seconde issue de la base de données, il est possible de les fusionner pour pouvoir les traiter dans le réseau bayésien. Il faut, lors de cette opération de fusion, tenir compte de la fiabilité des différentes sources d'information. La fusion s'effectue au moyen d'une moyenne pondérée avec un coefficient de 0,9 pour exprimer la fiabilité de l'expert et de 0,4 pour l'avis statistique (coefficient choisi arbitrairement pour caractériser le manque de données présentes

État du nœud parent (D1)	Oui			Non			Total
	Oui	Non	Sous-total	Oui	Non	Sous-total	
État du nœud P11 (x)							
Nombre de cas où P11 est dans l'état x selon l'état du nœud « parent »	4	2	6	1	8	9	15
Probabilité que P11 soit dans l'état x sachant l'état du nœud « parent »	$4 \div 6 = 0,667$	$2 \div 6 = 0,333$	1	$1 \div 9 = 0,111$	$8 \div 9 = 0,889$	1	-

TABLEAU IV.4: Calcul des probabilités conditionnelles pour les différents états de P11.

État du nœud « parent » (C21)	Oui						Non						Total
	Bonne			Mauvaise			Bonne			Mauvaise			
État du nœud « parent » (C22)	Oui	Non	Sous-total	Oui	Non	Sous-total	Oui	Non	Sous-total	Oui	Non	Sous-total	
État du nœud D21 (x)													
Nombre de cas où D21 est dans l'état x selon l'état des nœuds « parents »	0	1	1	0	0	0	0	12	12	1	1	2	15
Probabilité que D21 soit dans l'état x sachant l'état des nœuds « parents »	0	1	1	<i>Inc.</i> $= 0,5$	<i>Inc.</i> $= 0,5$	1	0	$12 \div 12 = 1$	1	$1 \div 2 = 0,5$	$1 \div 2 = 0,5$	1	-

TABLEAU IV.5: Calcul des probabilités conditionnelles pour les différents états de D21.

dans la base de données rendant les statistiques extraites très peu représentatives). Le tableau IV.6 permet d'illustrer cette fusion pour l'événement P11 (Défaut de surface visible).

État du nœud parent (D1)	Oui		Non	
	Oui	Non	Oui	Non
État du nœud P11 (x)				
Probabilité de P11 (Expert)	0,8	0,2	0,01	0,99
Probabilité de P11 (statistique)	0,667	0,333	0,111	0,889
Probabilité de P11 (Fusion)	0,759	0,241	0,041	0,959

TABLEAU IV.6: Fusion des avis probabilistes pour P11.

Les distributions de probabilités résultantes de cette opération sont ensuite introduites dans le réseau bayésien pour être traitées. La description de cette étape de traitement fait l'objet de la partie suivante.

IV.3.2 Traitement du modèle

Le traitement du modèle par un diagramme d'influence peut être résumé en trois grandes étapes. La première étape consiste à créer le réseau. Elle est suivie de l'étape d'inférence, c'est-

à-dire la propagation des probabilités initiales dans le réseau. La dernière étape a pour objectif de calculer les résultats souhaités. Ces deux dernières étapes doivent être répétées lorsque de nouvelles connaissances sont ajoutées dans le réseau. La figure IV.10 présente le processus de traitement de manière détaillée.

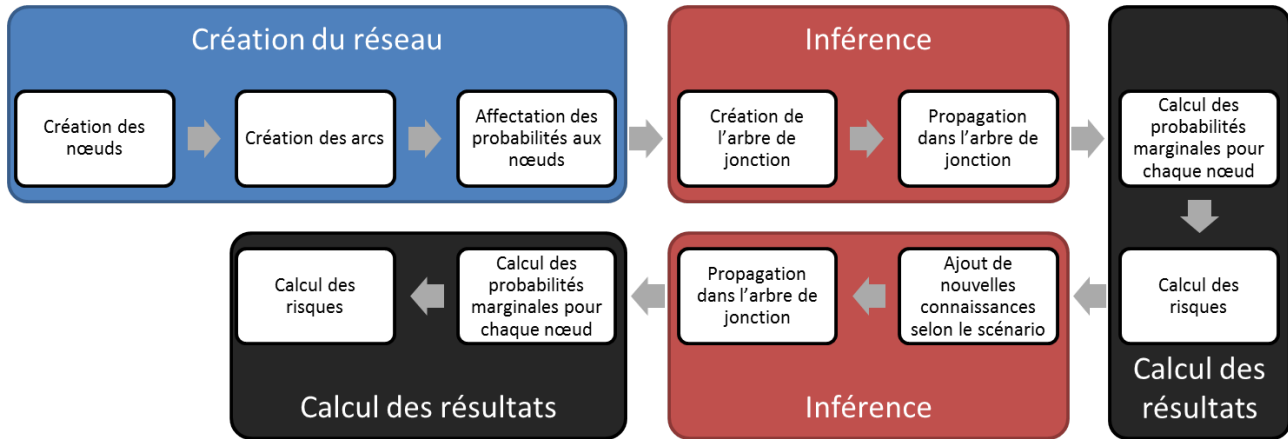


FIGURE IV.10: Processus de traitement du modèle avec un diagramme d'influence.

L'étape de création du réseau est caractérisée par trois phases. La première permet de créer les différents nœuds du réseau, c'est-à-dire les différentes variables du problème. La seconde phase consiste à définir les arcs du réseau, c'est-à-dire les liens de causalité entre les différentes variables. La dernière phase permet d'initialiser les variables en affectant des probabilités aux différents nœuds. Ces distributions de probabilités correspondent à celles qui résultent de la formalisation et de la fusion des connaissances.

L'étape d'inférence vise à propager l'information dans le réseau. La méthode la plus utilisée pour mettre en œuvre l'inférence de manière exacte consiste à construire un arbre de jonction qui facilite la propagation de l'information. Cette étape d'inférence se divise donc en deux phases, la première vise à construire l'arbre de jonction correspondant au réseau et la seconde à propager les informations dans cet arbre. Lorsque de nouvelles connaissances sont introduites dans le réseau, l'arbre de jonction est modifié en conséquence et les informations sont à nouveau propagées pour tenir compte de l'impact de ces nouvelles informations sur les différents nœuds.

La dernière étape a pour objectif le calcul des résultats. Suite à la propagation des informations dans l'arbre de jonction, il est possible de calculer les distributions de probabilités marginales pour chaque nœud. La probabilité marginale correspond à la probabilité que l'événement se produise en tenant compte des liens de causalité entre les événements et de la probabilité d'occurrence des autres événements. Une fois que les distributions de probabilités sont connues pour chaque conséquence, il est possible de calculer le risque en utilisant les mécanismes présentés dans le chapitre précédent (partie III.5.1 - Indicateur de risque). Dans le cas du deuxième scénario (utilisation du modèle en maintenance), il n'est pas nécessaire de calculer le risque car seules les probabilités d'occurrence des événements présentent un intérêt pour le traitement du scénario. Cette étape de calcul des résultats doit être répétée à chaque fois que l'étape d'inférence est lancée, c'est-à-dire à chaque fois que de nouvelles connaissances sont introduites dans le réseau.

IV.3.3 Résultats obtenus

Le cas d'étude permet d'illustrer les résultats obtenus par le modèle d'évaluation des risques. Dans cette approche qui se base uniquement sur les probabilités, le seul indicateur disponible est l'indicateur de risque (partie III.5.1 - Indicateur de risque). En effet, les indicateurs d'incertitude sur la décision et de conflit entre les sources d'information sont associés à l'utilisation des fonctions de croyance. Ils ne sont donc pas disponibles pour cette approche qui est uniquement probabiliste.

Nous allons présenter ici les résultats obtenus par le modèle d'évaluation des risques utilisant uniquement les diagrammes d'influence. Nous commencerons par présenter les résultats avant l'application d'un scénario, puis nous montrerons l'évolution de ces résultats pour les deux scénarios.

Avant de débiter la présentation des résultats, la figure IV.11 introduit la légende de représentation des différents nœuds pour tous les réseaux qui seront présentés dans la suite de cette partie.



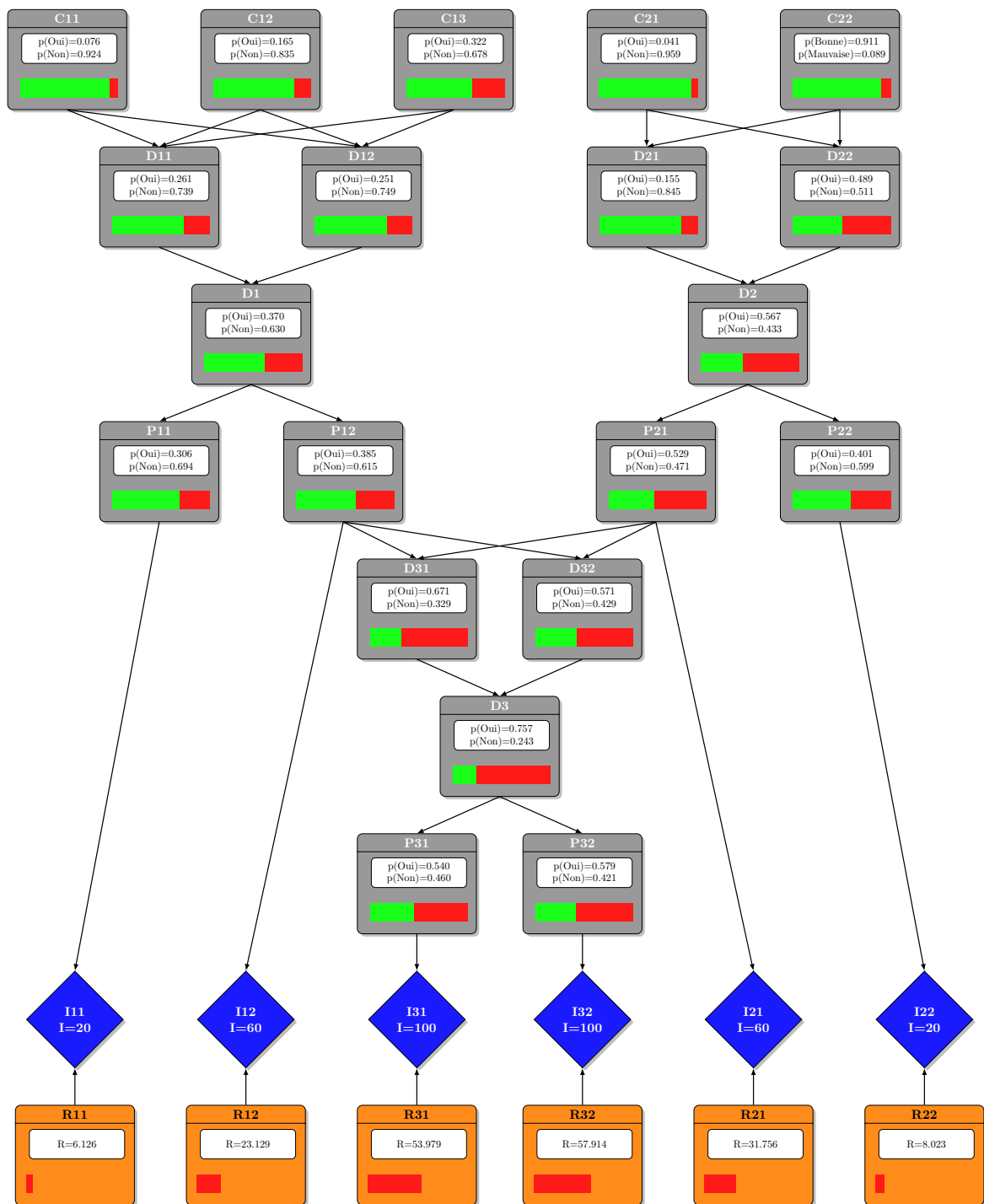
FIGURE IV.11: Légende concernant la représentation des différents types de nœuds.

IV.3.3.1 Résultats pré-scénario

Avant que l'utilisateur ne commence à utiliser le modèle, une première phase de traitement est effectuée et donne un résumé des informations disponibles, selon l'état actuel des connaissances, concernant l'occurrence des événements négatifs et les niveaux de risque associés à chaque conséquence. La figure IV.12 présente ces résultats.

Les informations recueillies à ce stade permettent à l'utilisateur d'identifier les points qui pourraient poser problème lors de la prochaine opération sur un avion (déconstruction ou maintenance) et éventuellement d'engager une politique de gestion des risques.

Résultats du traitement initial par les diagrammes d'influence :



Ces résultats permettent d'ores et déjà de tirer quelques conclusions concernant le système. Il est possible de remarquer que certains défauts ont une forte probabilité d'occurrence (par exemple, le défaut D3) et qu'aucune mesure de risque ne dépasse le seuil fixé (mesure supérieure à 75/100).

FIGURE IV.12: Résultats du traitement initial par les diagrammes d'influence.

IV.3.3.2 Résultats du scénario « Déconstruction »

Le scénario « Déconstruction » correspond à l'arrivée d'un appareil pour être déconstruit. L'objectif est de savoir dans quelle mesure le système que nous étudions pourra être réutilisé.

Comme nous l'avons décrit précédemment, à l'arrivée de l'avion, deux informations issues des documents résumant la vie de l'appareil (livret de bord, compte-rendu de maintenance ...) peuvent être introduites dans le modèle. Le système a subi un choc au sol (C13=Oui) et l'entreprise qui s'est chargée de la maintenance est considérée comme produisant un travail de mauvaise qualité (C22=Mauvaise). La figure IV.13 présente les résultats liés à ce cas de figure.

Nous identifions ici un mode de fonctionnement en pronostic où, à partir d'information sur les causes, il est possible de déterminer l'état probable de la pièce sans l'avoir physiquement inspectée. Les informations recueillies à ce stade permettent d'aider à la déconstruction en signalant les problèmes potentiels aux personnes en charge de l'inspection de l'appareil.

Par la suite lors de l'inspection précédant le lancement de la déconstruction de l'appareil par les techniciens de l'entreprise, un défaut de surface est détecté (P11=Oui). La figure IV.14 illustre cette nouvelle configuration et présente les nouveaux résultats qui lui sont associés.

Nous couplons l'utilisation du modèle en pronostic et en diagnostic « prédictif » pour déterminer la présence probable (ou non) d'une conséquence cachée lors de l'inspection. Cependant, dans l'état actuel des connaissances du scénario, aucun des événements n'a une probabilité d'occurrence suffisante pour déclencher une phase d'inspection complémentaire. Lorsque le décideur souhaite prendre la décision de lancer les tests de certification pour le système étudié, cette modélisation lui permet de disposer de plusieurs informations concernant le niveau de risque associé à chaque conséquence préalablement identifiée.

IV.3.3.3 Résultats du scénario « Maintenance »

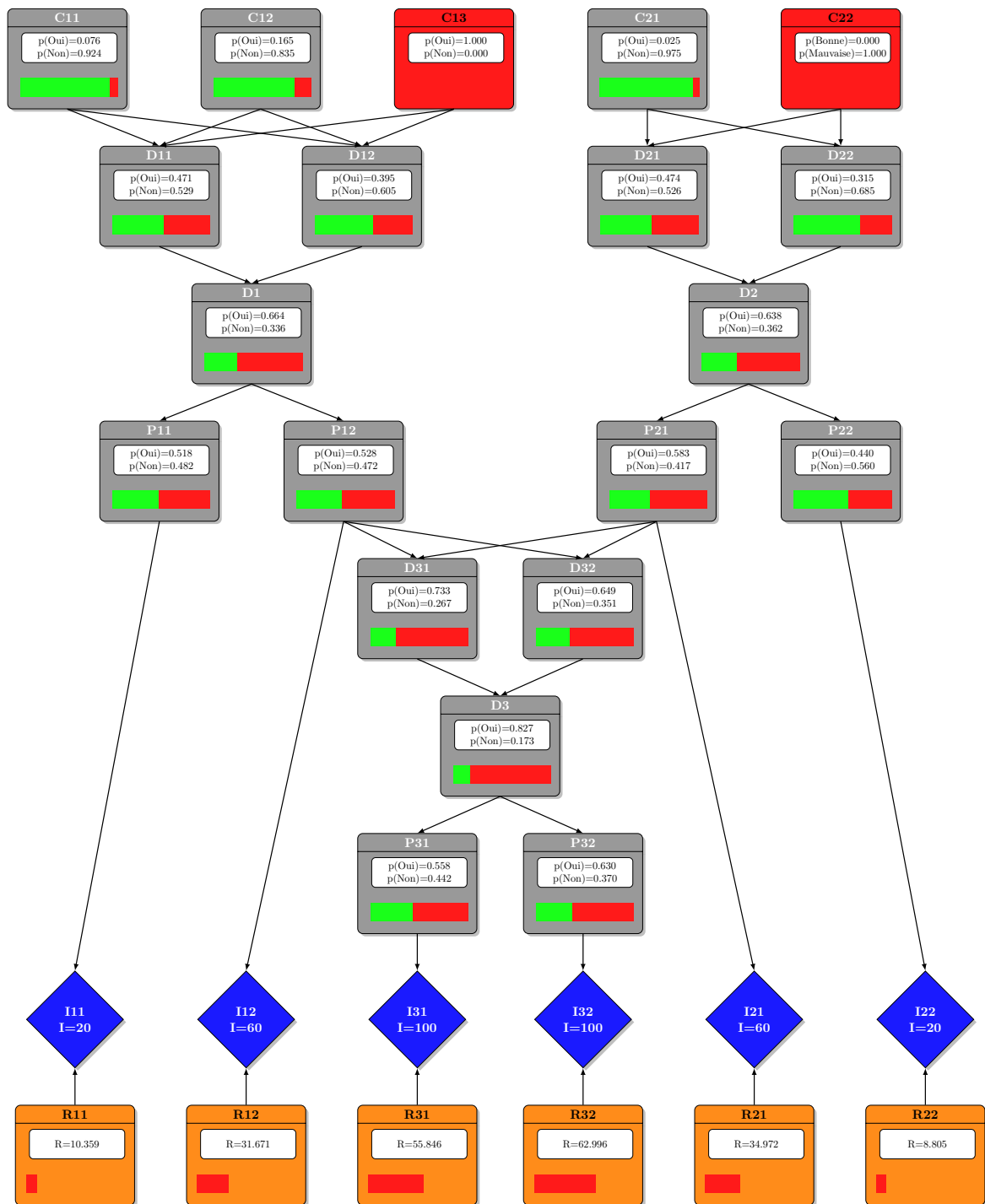
Le scénario « Maintenance » correspond à une situation industrielle où un avion arrive pour une visite de maintenance. Le modèle est utilisé principalement pour pratiquer des opérations de diagnostic visant à identifier les causes les plus probables des défauts et/ou des conséquences repérés durant les opérations de maintenance. Le second type d'utilisation correspond à une opération de diagnostic « prédictif » et consiste à utiliser le modèle pour modifier la gamme de maintenance en ajoutant de nouvelles opérations d'inspection pour vérifier la présence des conséquences et/ou des défauts les plus probables.

A l'arrivée de l'avion, aucune connaissance n'est disponible (figure IV.15). Par la suite, lors de l'inspection, la présence de deux conséquences est signalée. Un défaut de surface est visible sur le système (P11=Oui) et il y a une décohésion d'une réparation précédente (P21=Oui). La figure IV.15 présente les résultats intégrant ces nouvelles informations.

Dans le cadre d'une approche « diagnostic » visant à identifier les causes, il est possible de constater que les deux causes les plus probables sont C12 (système soumis à un choc en vol) et C13 (système soumis à un choc au sol). Il est nécessaire de signaler ces nouvelles informations pour que le propriétaire de l'avion en tiennent compte dans sa politique de maîtrise des risques.

Dans le cadre d'une approche « diagnostic prédictif », il est possible de noter que certaines conséquences ont des mesures de risque très proches du seuil défini au préalable. Il convient alors d'ajuster la gamme de maintenance pour ajouter les tâches d'inspection (si elles ne sont pas déjà programmées) sur le système à la recherche de ces défauts ou de la conséquence.

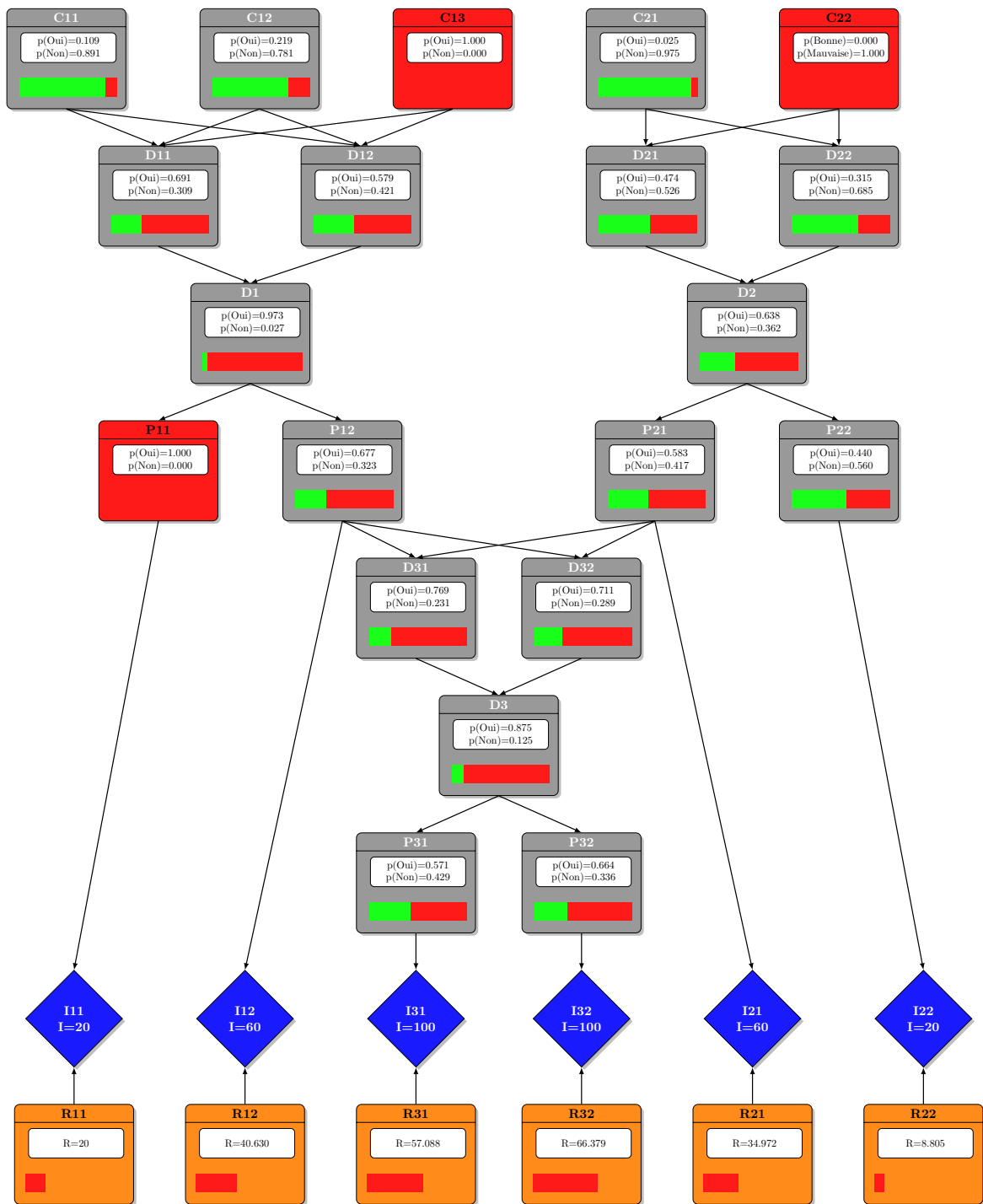
Résultats du traitement par les diagrammes d'influence après l'ajout des connaissances initiales du scénario « Déconstruction » :



L'introduction de ces nouvelles connaissances (C13=Oui et C22=Oui) induit une modification des probabilités d'occurrence des différents événements. Nous notons une légère augmentation des différentes mesures de risque causée par l'augmentation des probabilités d'occurrence des différents événements.

FIGURE IV.13: Résultats du traitement par les diagrammes d'influence après l'ajout des connaissances initiales du scénario « Déconstruction ».

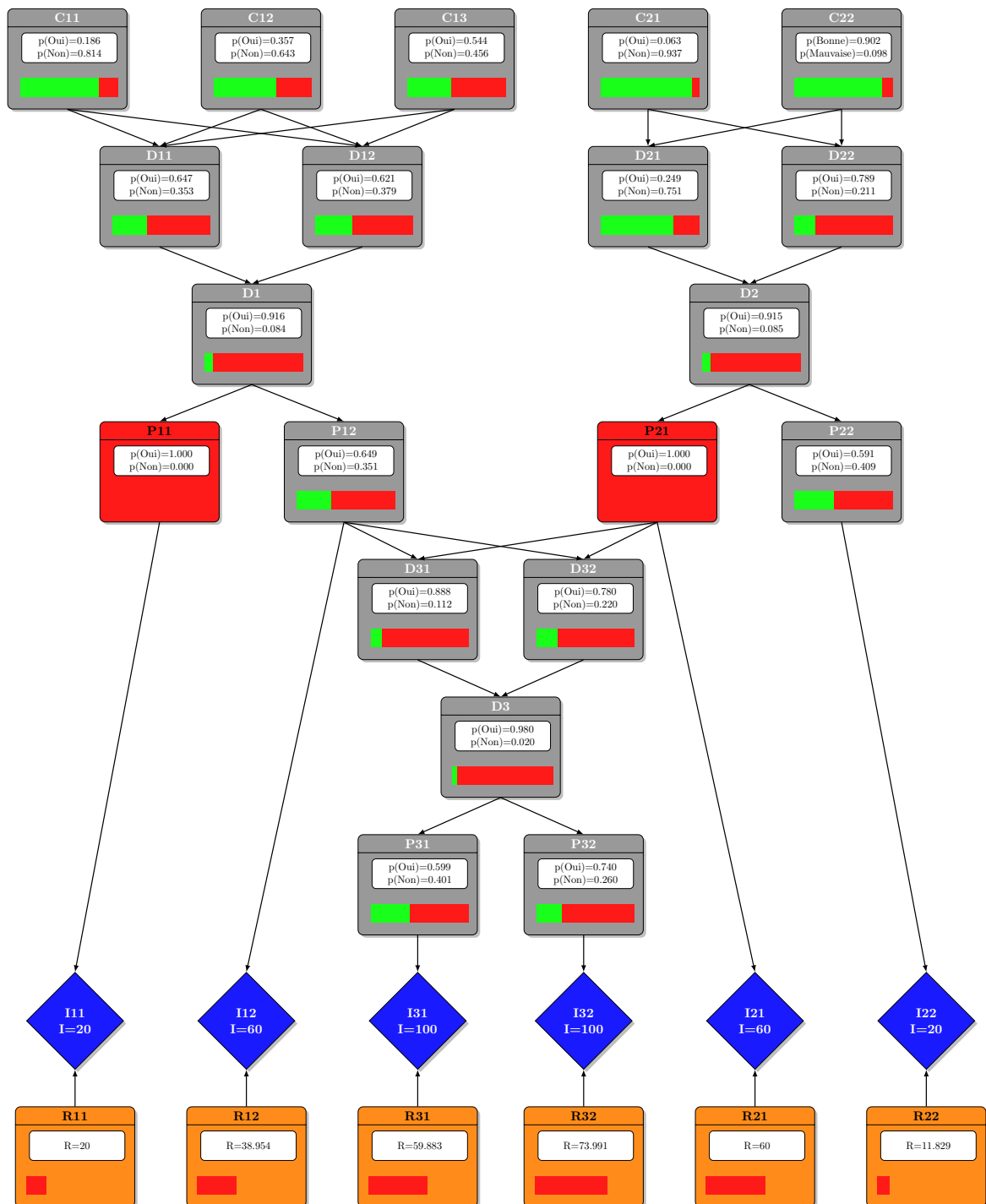
Résultats du traitement par les diagrammes d'influence après l'ajout des connaissances additionnelles du scénario « Déconstruction » :



Cette information supplémentaire (P11=Oui) entraîne également une augmentation des probabilités d'occurrence des différents événements et donc des mesures de risques qui leur sont associées.

FIGURE IV.14: Résultats du traitement par les diagrammes d'influence après l'ajout des connaissances additionnelles du scénario « Déconstruction ».

Résultats du traitement par les diagrammes d'influence après l'ajout des connaissances du scénario « Maintenance » :



Ces informations supplémentaires ($P11=\text{Oui}$ et $P21=\text{Oui}$) entraînent, par rapport au traitement initial, une augmentation des probabilités d'occurrence des différents événements et donc des mesures de risques qui leur sont associées. Par exemple, il est possible de remarquer que les trois défauts ($D1$, $D2$, $D3$) ont des probabilités d'occurrences supérieures à 90%.

FIGURE IV.15: Résultats du traitement par les diagrammes d'influence après l'ajout des connaissances du scénario « Maintenance ».

IV.4 Modélisation du cas d'étude par les approches optimistes et pessimistes

La deuxième méthode de modélisation du cas d'étude est également basée sur les diagrammes d'influence. De façon à pouvoir comparer les résultats avec l'approche précédente, nous utilisons les mêmes outils informatiques, c'est-à-dire le logiciel MATLAB avec la boîte à outils FullBNT, pour la construction du réseau et les mécanismes de propagation. En ce qui concerne la formalisation et la fusion des connaissances au moyen des fonctions de croyance, nous utilisons également MATLAB et la boîte à outils Only Möbius Transform développée par Smets [Smets, 2002]. Le réseau et les différents événements qui le composent utilisent les mêmes variables que précédemment. Les différences entre ces deux premières modélisations résident dans la formalisation et la fusion des connaissances, puisque la théorie des fonctions de croyance est utilisée pour ces deux phases. La théorie des probabilités est utilisée uniquement pour la phase de traitement dans le réseau. Cette manière de procéder permet d'obtenir des résultats différents et plus informatifs que dans le cas précédent.

Dans cette partie, nous présentons, dans un premier temps, les principes de formalisation des avis issus de la base de données statistique et de l'expert à l'aide de fonctions de croyance. Par la suite, nous décrivons la fusion de ces informations en utilisant la règle de combinaison conjonctive prudente. Pour finir, nous abordons succinctement la phase de traitement, identique au cas précédent et nous détaillons les résultats obtenus pour les deux scénarios.

IV.4.1 Formalisation des connaissances

Le principe de cette méthode de modélisation du cas d'étude nécessite l'utilisation de la théorie des fonctions de croyance pour formaliser la connaissance. Les avis exprimant la connaissance de l'expert et de la base de données sont obtenus dans des formes qui ne sont pas directement compatibles. Il est donc nécessaire de les transformer en fonctions de croyance pour qu'ils partagent un même formalisme et puissent ainsi être fusionnés.

Comme nous l'avons vu précédemment, la connaissance experte est exprimée sous forme de probabilités subjectives. La conversion de ces probabilités subjectives en fonctions de croyance est réalisée au moyen de la transformation pignistique inverse (partie III.2.1.2 - La transformation pignistique inverse). La transformation pignistique inverse permet d'obtenir la distribution de masse de croyance la moins informative au sens du Principe du Minimum d'Informations (partie III.2.1.2 - Le Principe du Minimum d'Information (PMI)). La transformation pignistique (partie II.2.1.2 - Aspect décisionnel) de cette distribution de masses de croyance doit permettre d'obtenir la distribution de probabilités subjectives initiale. La figure IV.16 présente les résultats de la transformation pignistique inverse pour les événements C11, P11 et D21.

Il convient maintenant d'intégrer la notion de fiabilité de l'expert à chacune des distributions de masses résultantes de la transformation pignistique inverse. Pour cela, il suffit d'utiliser l'opération d'affaiblissement (partie III.2.1.3 - Introduction du niveau de confiance dans l'avis de l'expert) en employant le coefficient de fiabilité de 0,9 fourni par l'expert. Le tableau IV.7 montre le résultat de cette opération sur la distribution de masse associée à l'événement C11.

En ce qui concerne la connaissance statistique, les fonctions de croyance prédictives permettent de construire des distributions de masses de croyance à partir de l'extraction statistique

Application de la transformation pignistique inverse pour le cas d'étude

Les distributions de probabilités subjectives pour les événements C11, P11 et D21 du cas d'étude sont :

C11	Oui	0,050
	Non	0,950

P11	D1	Oui	Non
	Oui	0,800	0,010
	Non	0,200	0,990

D21	C21	Oui		Non	
	C22	Bonne	Mauvaise	Bonne	Mauvaise
Oui	0,800	0,950	0,150	0,450	
Non	0,200	0,050	0,850	0,550	

Après la transformation pignistique inverse, les distributions de masses de croyance associées à ces mêmes événements sont :

C11	Oui	Non	Oui,Non
	0,000	0,900	0,100

P11	D1	Oui	Non	Oui,Non
	Oui	0,600	0,000	0,000
	Non	0,000	0,980	0,000
	Oui,Non	0,400	0,020	1,000

D21	C21	Oui			Non			Oui,Non		
	C22	Bonne	Mauvaise	Bonne,Mauvaise	Bonne	Mauvaise	Bonne,Mauvaise	Bonne	Mauvaise	Bonne,Mauvaise
	Oui	0,600	0,900	0,540	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
	Non	0,000	0,000	0,000	0,700	0,100	0,070	0,000	0,000	0,000
	Oui,Non	0,400	0,100	0,460	0,300	0,900	0,930	1,000	1,000	1,000

La fonction de croyance associée à chaque distribution de probabilités subjectives est calculée au moyen de la formule de la transformation pignistique inverse présentée précédemment (partie III.2.1.2). Par exemple, pour l'événement C11, le calcul est :

$$\begin{aligned}
 m^{C11}(\{Non\}) &= |\{Non\}| \times (BetP^{C11}(\{Non\}) - BetP^{C11}(\{Oui\})) \\
 &= 1 \times (0,95 - 0,05) = 0,9 \\
 m^{C11}(\{Oui, Non\}) &= |\{Oui\}| \times (BetP^{C11}(\{Oui\}) - 0) \\
 &= 2 \times 0,05 = 0,1
 \end{aligned}$$

Pour les distributions de masses de croyance conditionnelles, lorsqu'il faut déterminer la distribution de masse de croyance pour les cas où les sous-ensembles du cadre de discernement des parents qui ne sont pas des singletons, il suffit d'utiliser la règle de combinaison disjonctive (partie III.3.2.2) pour fusionner les distributions de masses de croyance des singletons appartenant au sous-ensemble étudié. Par exemple, pour l'événement D21, pour trouver la distribution de masses de croyance dans le cas où C21={Oui} et C22={Bonne, Mauvaise}, il suffit de fusionner la distribution de masses de croyance dans le cas où C21={Oui} et C22={Bonne} avec la distribution dans le cas où C21={Oui} et C22={Mauvaise} :

$$\begin{aligned}
 & m^{D21}[C21 = \{Oui\}, C22 = \{Bon., Mau.\}](\{Oui\}) \\
 &= m^{D21}[C21 = \{Oui\}, C22 = \{Bon.\}](\{Oui\}) \times m^{D21}[C21 = \{Oui\}, C22 = \{Mau.\}](\{Oui\}) \\
 &= 0,6 \times 0,9 = 0,54
 \end{aligned}$$

FIGURE IV.16: Transformation de l'avis d'expert en fonctions de croyance.

		Distribution initiale	Distribution affaiblie
C11	Oui	0	0
	Non	0,9	0,81
	Oui,Non	0,1	0,19

TABLEAU IV.7: Affaiblissement sur la distribution de masses de croyance de l'événement C11.

issue de la base de données. Comme dans le cas précédent, cette extraction est réalisée au moyen de mécanismes de comptage conditionnel permettant de déterminer le nombre de cas dans la base de données représentant chaque possibilité pour tous les nœuds du réseau. Ensuite, il suffit d'appliquer les formules associées aux fonctions de croyance prédictives (partie III.2.2 - Connaissance statistique) pour déterminer les distributions de masses de croyance relatives à chacun des nœuds (ou variables) du réseau. La figure IV.17 illustre ce principe sur les événements C11, P11 et D21.

Comme nous l'avons vu dans le chapitre précédent, les fonctions de croyance prédictives prennent en compte la fiabilité selon la quantité de données disponibles (figure III.10). Par conséquent, il n'est pas nécessaire d'ajouter une étape d'affaiblissement à ce résultat.

Nous disposons donc de deux distributions de masses de croyance par variable représentant la connaissance experte et la connaissance statistique. Il est maintenant possible de fusionner ces masses de croyance. Cette étape de fusion fait l'objet de la partie suivante.

IV.4.2 Fusion des connaissances

L'étape de fusion des connaissances consiste à combiner les deux distributions de masses de croyance représentant l'avis de l'expert et de la base de données statistique en une seule distribution de masse. Comme nous l'avons vu précédemment (partie III.3.2.5 - Synthèse sur les règles de combinaison), la règle de combinaison conjonctive prudente a été choisie pour réaliser cette fusion.

Cette règle de combinaison nécessite la transformation de chaque distribution de masses de croyance m^Ω sous la forme d'une distribution de poids w^Ω . Ensuite, la fusion est réalisée en utilisant l'opérateur t-norme « minimum », c'est-à-dire en comparant les poids pour chaque sous-ensemble et en choisissant le plus petit. Pour finir, chaque distribution de poids résultante est transformée en distribution de masse de croyance. Le tableau IV.8 illustre l'utilisation de cette règle de combinaison pour l'événement C11.

	\emptyset	{Oui}	{Non}	{Oui, Non}
m_{Expert}^{C11}	0	0	0,81	0,19
m_{Stat}^{C11}	0	0,032	0,581	0,387
w_{Expert}^{C11}	1	1	0,19	1
w_{Stat}^{C11}	1,045	0,928	0,401	1
$w_{Expert \otimes Stat}^{C11}$	1	0,928	0,19	1
$m_{Expert \otimes Stat}^{C11}$	0,058	0,014	0,752	0,176

TABLEAU IV.8: Fusion des connaissances expertes et statistiques pour l'événement C11.

Il est possible de remarquer l'apparition d'une masse affectée à l'ensemble vide. Comme nous l'avons décrit précédemment, cette masse représente le conflit entre les sources d'information (partie III.3.1 - Conflit entre les sources d'information). Ce conflit peut être intéressant pour l'utilisateur au moment de la décision, cette valeur doit donc être conservée pour figurer dans les indicateurs finaux (partie III.23 - Indicateur de conflit.). Cette information sur le conflit, malgré son intérêt final, peut poser problème lors du traitement de l'information représentée par la distribution de masses de croyance concernée, car elle peut devenir l'information

Application du principe des fonctions de croyance prédictives au cas d'étude

Les résultats du comptage conditionnel pour les événements C11, P11 et D21 du cas d'étude sont :

C11	Nb(Oui)	2	
	Nb(Non)	13	
	Total	15	

P11	D1	Oui	Non
	Nb(Oui)	4	1
	Nb(Non)	2	8
	Total	6	9

D21	C21	Oui		Non	
	C22	Bonne	Mauvaise	Bonne	Mauvaise
	Nb(Oui)	0	0	0	1
	Nb(Non)	1	0	12	1
	Total	1	0	12	2

A partir de ces résultats, nous pouvons calculer les bornes inférieures des intervalles de confiance simultanés de Goodman. Il n'est pas nécessaire de calculer les bornes supérieures car toutes les variables n'ont que deux états possibles, par conséquent ces bornes supérieures ne seront pas utilisées (partie III.2.2 - Connaissance statistique). Les résultats obtenus pour ce calcul sont donc :

C11	P ₋ (Oui)	0,032	
	P ₋ (Non)	0,581	

P11	D1	Oui	Non
	P ₋ (Oui)	0,264	0,016
	P ₋ (Non)	0,082	0,516

D21	C21	Oui		Non	
	C22	Bonne	Mauvaise	Bonne	Mauvaise
	P ₋ (Oui)	0,000	Inc.	0,000	0,077
	P ₋ (Non)	0,166	Inc.	0,705	0,077

Le détail du calcul des bornes inférieures des intervalles de confiance simultanées de Goodman pour l'événement C11=Non est le suivant :

$$n = 15, N_{C11=Non} = 13, b = \chi_{1-\frac{\alpha}{K}}^2(1) = \chi_{0,975}^2(1) = 5,0239$$

$$et \Delta_{C11=Non} = b \left(b + \frac{4N_{C11=Non}(n - N_{C11=Non})}{n} \right)$$

$$P_1^- = \frac{b + 2N_{C11=Non} - \sqrt{\Delta_{C11=Non}}}{2(n+b)} = 0,581$$

À partir de ces résultats, il est possible de déterminer les distributions de masses de croyance associées à chaque événement. Il est important de noter que lorsqu'il n'y a aucune information disponible, l'ensemble de la masse est affectée au cadre de discernement complet, comme par exemple, pour D21 conditionnellement à C21=Oui et C22=Mauvaise. Les tableaux ci-dessous présentent les distributions de masses résultant de cette opération :

C11	Oui	0,032	
	Non	0,581	
	Oui,Non	0,387	

P11	D1	Oui	Non	Oui,Non
	Oui	0,264	0,016	0,004
	Non	0,082	0,516	0,042
	Oui,Non	0,654	0,468	0,953

D21	C21	Oui		Non		Oui,Non				
	C22	Bonne	Mauvaise	Bonne,Mauvaise	Bonne	Mauvaise	Bonne,Mauvaise	Bonne	Mauvaise	Bonne,Mauvaise
	Oui	0,000	0,000	0,000	0,000	0,077	0,000	0,000	0,000	0,000
	Non	0,166	0,000	0,000	0,705	0,077	0,054	0,117	0,000	0,000
	Oui,Non	0,834	1,000	1,000	0,295	0,846	0,946	0,883	1,000	1,000

Voici le détail du calcul de la distribution de masses de croyance pour la variable C11 :

$$m^{C11}(\{Oui\}) = P_{C11=Oui}^- = 0,032$$

$$m^{C11}(\{Non\}) = P_{C11=Non}^- = 0,581$$

$$m^{C11}(\{Oui, Non\}) = 1 - P_{C11=Oui}^- - P_{C11=Non}^- = 0,387$$

FIGURE IV.17: Transformation de l'avis statistique en fonctions de croyance.

dominante en cas de nombreuses fusions. Il est possible, par conséquent, de normaliser la distribution de masses de croyance résultant de la fusion pour éviter ce phénomène (partie III.3.3 - Normalisation des fonctions de croyance résultantes). Le tableau IV.9 présente le résultat de la normalisation sur la distribution de masses de croyance associée à l'événement C11.

	\emptyset	{ <i>Oui</i> }	{ <i>Non</i> }	{ <i>Oui, Non</i> }
$m_{Expert \otimes Stat}^{C11}$	0,058	0,014	0,752	0,176
m_*^{C11}	0	0,015	0,798	0,187

TABLEAU IV.9: Normalisation de la distribution de masse de croyance associée à C11.

L'étape suivante consiste à formaliser les distributions de masses de croyance résultantes de manière à pouvoir les intégrer dans le réseau bayésien. Les approches optimistes et pessimistes que nous proposons ici consistent à utiliser respectivement la crédibilité et la plausibilité (partie II.2.1.2 - Transformations applicables à la distribution de masse de croyance) de chaque événement négatif en tant que probabilité dans le réseau bayésien. La figure IV.18 explique la construction des distributions de probabilités optimiste et pessimiste à partir de la distribution de masses de croyance associée à l'événement C11.

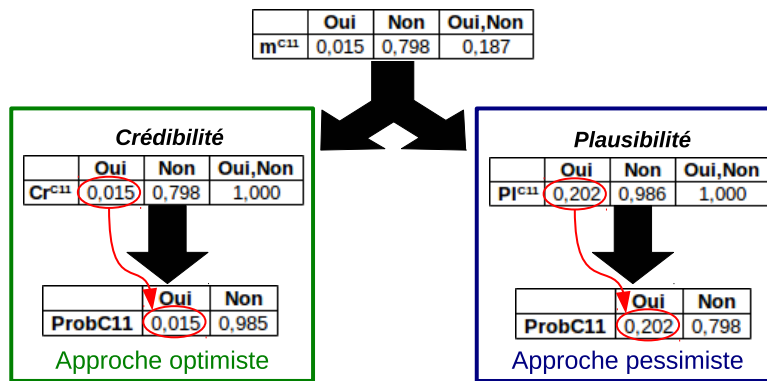


FIGURE IV.18: Construction des probabilités pour les approches pessimistes et optimistes.

Dans le cas de l'approche optimiste, il suffit de calculer la distribution de crédibilités, qui représente la croyance minimum dans les différents états possibles d'une variable, associée à un événement puis d'utiliser la valeur de la crédibilité affectée au singleton représentant l'occurrence de l'événement en tant que valeur de la probabilité de ce même singleton. Pour finir, la valeur affectée au second singleton est calculée pour construire une distribution de probabilités valide (c'est-à-dire dont la somme de toutes les probabilités doit être égale à un). Il faut noter que cette méthode n'est utilisable que pour des variables binaires (ayant deux états possibles). Dans le cas pessimiste, la démarche est la même en remplaçant la distribution de crédibilités par la distribution de plausibilité qui représente la croyance maximum dans les différents états possibles d'une variable. Le tableau IV.10 présente les résultats de cette manipulation sur l'exemple plus complexe de l'événement P11 pour le cas pessimiste.

Les différentes distributions de probabilités ainsi obtenues sont ensuite introduites dans des diagrammes d'influence pour être traitées. Dans notre cas, il faut deux diagrammes d'influence pour traiter le cas optimiste, utilisant les probabilités construites à partir de la crédibilité, et le cas pessimiste, utilisant les probabilités construites à partir de la plausibilité. La partie suivante décrit cette étape de traitement et les résultats obtenus.

D1		{Oui}			{Non}		
Forme		$m^{P11} [D1 = Oui]$	$Pl^{P11} [D1 = Oui]$	$P (P11 D1 = Oui)$	$m^{P11} [D1 = Non]$	$Pl^{P11} [D1 = Non]$	$P (P11 D1 = Non)$
P11	{Oui}	0,511	0,945	0,945	0,012	0,128	0,128
	{Non}	0,055	0,49	0,055	0,872	0,988	0,872
	{Oui, Non}	0,435	1	-	0,116	1	-

TABLEAU IV.10: Construction de la distribution de probabilités pessimiste pour l'événement P11.

IV.4.3 Traitement du modèle et résultats obtenus

L'étape de traitement du modèle suit exactement le même processus que l'approche précédente (partie IV.3.2 - Traitement du modèle). En effet, le diagramme d'influence utilisé et les scénarios étudiés sont les mêmes. Les seules différences résident dans les valeurs fournies en entrée qui résultent de l'étape de fusion avec les fonctions de croyance et dans le fait que cette deuxième approche nécessite deux réseaux différents pour traiter les cas pessimistes et optimistes.

En ce qui concerne les résultats, nous allons organiser notre présentation comme dans le cas de l'approche précédente. Nous commencerons donc par les résultats avant la simulation des deux scénarios puis nous décrirons les résultats pour chaque scénario. Il faut noter que la symbolique de représentation des nœuds est la même que celle utilisée précédemment (figure IV.26).

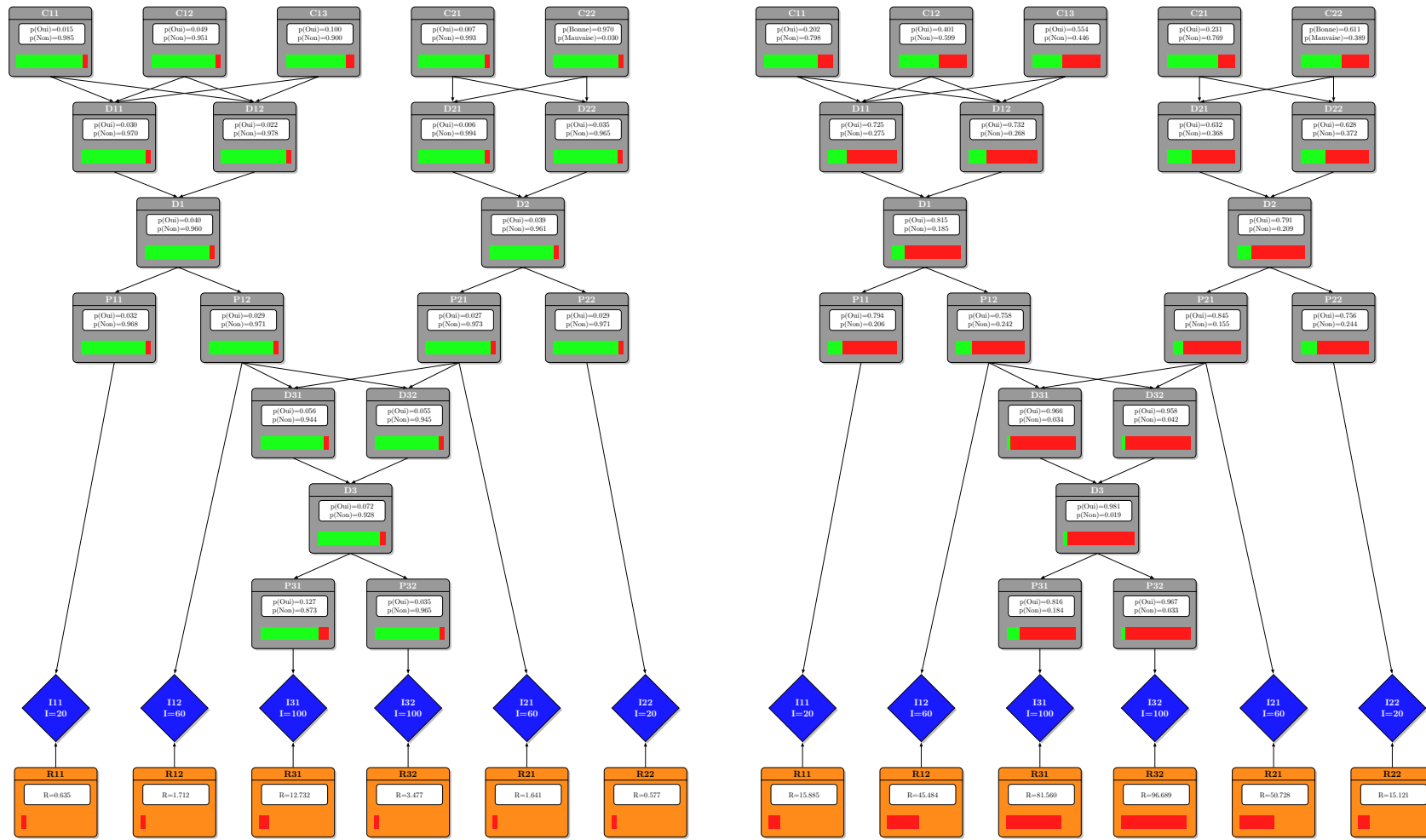
IV.4.3.1 Résultats pré-scénario

De la même manière que pour la méthode utilisant les diagrammes d'influence, la figure IV.19 présente les résultats du modèle avant l'introduction des connaissances liées à un scénario.

La disparité importante entre les résultats des cas optimiste et pessimiste peut s'expliquer par le fait que les fonctions de croyance que nous avons utilisées pour formaliser et fusionner les informations initiales traduisent l'ignorance par l'affectation d'une masse sur l'ensemble du cadre de discernement. Lorsque les distributions de probabilités sont construites à partir des fonctions de croyance, cette masse représentant l'ignorance est soit totalement affectée au singleton signifiant l'occurrence de l'événement par l'utilisation de la plausibilité (c'est le pire cas possible) soit totalement affectée au singleton signifiant la non-occurrence de l'événement par l'utilisation de la crédibilité (c'est le meilleur cas possible). Étant donné que nous ne disposons pas de beaucoup de données statistiques, la masse affectée à l'ignorance est importante et la différence entre crédibilité et plausibilité croît avec l'ignorance. Par conséquent, nous identifions ici une des limites de cette méthode qui ne s'accommode pas bien de l'ignorance qui rend les résultats peu concluants car la différence entre les cas optimiste et pessimiste est trop importante pour permettre de tirer des conclusions utiles à la prise de décision. Cependant ce modèle présente tout de même un intérêt lorsque le système est mieux connu comme nous allons le voir par la suite en ajoutant des connaissances précises dans le modèle.

Il faut noter également que cette modélisation nous permet d'obtenir également un indicateur du conflit lié à l'utilisation des fonctions de croyance. Les résultats concernant cet indicateur étant exactement les mêmes que pour la modélisation utilisant les réseaux évidentiels dirigés, nous les présenterons en même temps que les résultats associés à cette modélisation.

Résultats du traitement initial par les méthodes optimistes et pessimistes :



(a) Cas optimiste

(b) Cas pessimiste

Il est possible de constater une différence importante entre deux cas. Par exemple, la mesure de risque associée à l'événement P32 est de 3,147 dans le cas optimiste et de 96,689 dans le cas pessimiste.

FIGURE IV.19: Résultats du traitement initial par les méthodes optimistes et pessimistes.

IV.4.3.2 Résultats du scénario « Déconstruction »

Dans le scénario « Déconstruction », la première étape consiste à intégrer les connaissances liées à l'occurrence des événements C13 et C22. La figure IV.20 présente les résultats du traitement en tenant compte de ces nouvelles connaissances.

L'introduction de ces nouvelles connaissances induit une modification des probabilités d'occurrence des différents événements similaire à celle constatée en utilisant la méthode précédente. Les résultats sont donc cohérents par rapport à l'évolution attendue des probabilités d'occurrence des événements et de leur mesure de risque. De plus, nous remarquons une diminution de l'écart entre les versions optimiste et pessimiste qui semble liée à l'ajout de connaissances certaines dans le modèle réduisant de ce fait la part d'ignorance dans les résultats.

Par la suite, un défaut de surface est détecté (P11=Oui). Cette connaissance supplémentaire est introduite dans le réseau et l'étape de traitement est relancée. La figure IV.21 illustre cette nouvelle configuration et présente les nouveaux résultats qui lui sont associés.

L'ajout de ces nouvelles connaissances permet de constater que l'évolution du modèle est toujours cohérente avec le comportement attendu et que l'écart entre les versions optimiste et pessimiste a encore diminué confirmant ainsi l'hypothèse identifiant l'ignorance comme étant la cause principale de cet écart. Grâce aux méthodes optimiste et pessimiste, le décideur dispose d'informations concernant le pire et le meilleur des cas pour prendre la décision concernant le lancement des tests de recertification. Pour prendre sa décision, il peut choisir l'un des modèles selon son ressenti personnel concernant le système étudié. Une autre méthode peut consister à faire une moyenne entre les résultats pour obtenir une valeur unique. Cette moyenne pouvant également être pondérée selon le ressenti du décideur pour privilégier une des deux séries de résultats.

IV.4.3.3 Résultats du scénario « Maintenance »

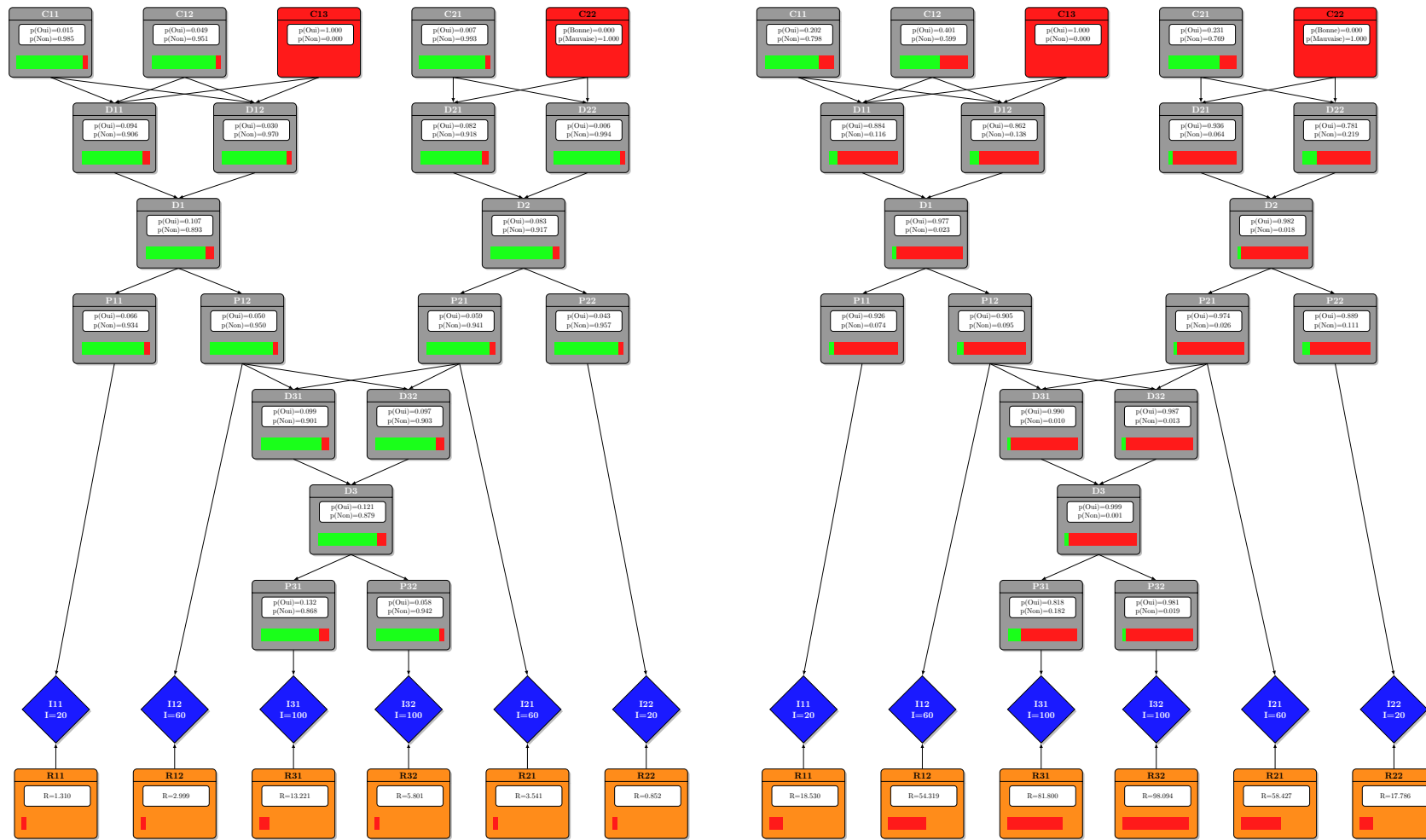
Comme dans l'approche précédente, le décideur peut mener plusieurs types de raisonnement avec les résultats obtenus (diagnostic et diagnostic « prédictif »). La figure IV.22 présente les résultats de ce scénario après l'ajout des connaissances obtenues durant la maintenance.

Comme dans le cas du scénario « Déconstruction », il est possible de constater que l'évolution des résultats est cohérente avec ceux obtenus par la méthode intégralement probabiliste. Cependant, les écarts entre les cas optimiste et pessimiste sont toujours importants et rendent les résultats difficilement exploitables.

IV.5 Modélisation du cas d'étude par les réseaux évidentiels dirigés

La dernière méthode de modélisation du cas d'étude est basée sur les réseaux évidentiels dirigés. D'un point de vue pratique, nous utilisons le logiciel MATLAB et la boîte à outils Only Möbius Transform pour les aspects formalisation et fusion des connaissances. En ce qui concerne les mécanismes de propagation, nous n'avons pas trouvé d'outil adapté à nos besoins. Nous avons donc choisi de développer un outil utilisant les mécanismes de propagation introduits par Smets [Smets, 1993] pour des raisons liées à la simplicité de mise en œuvre (par

Résultats du traitement par les méthodes optimistes et pessimistes après l'ajout des connaissances initiales du scénario « Déconstruction » :



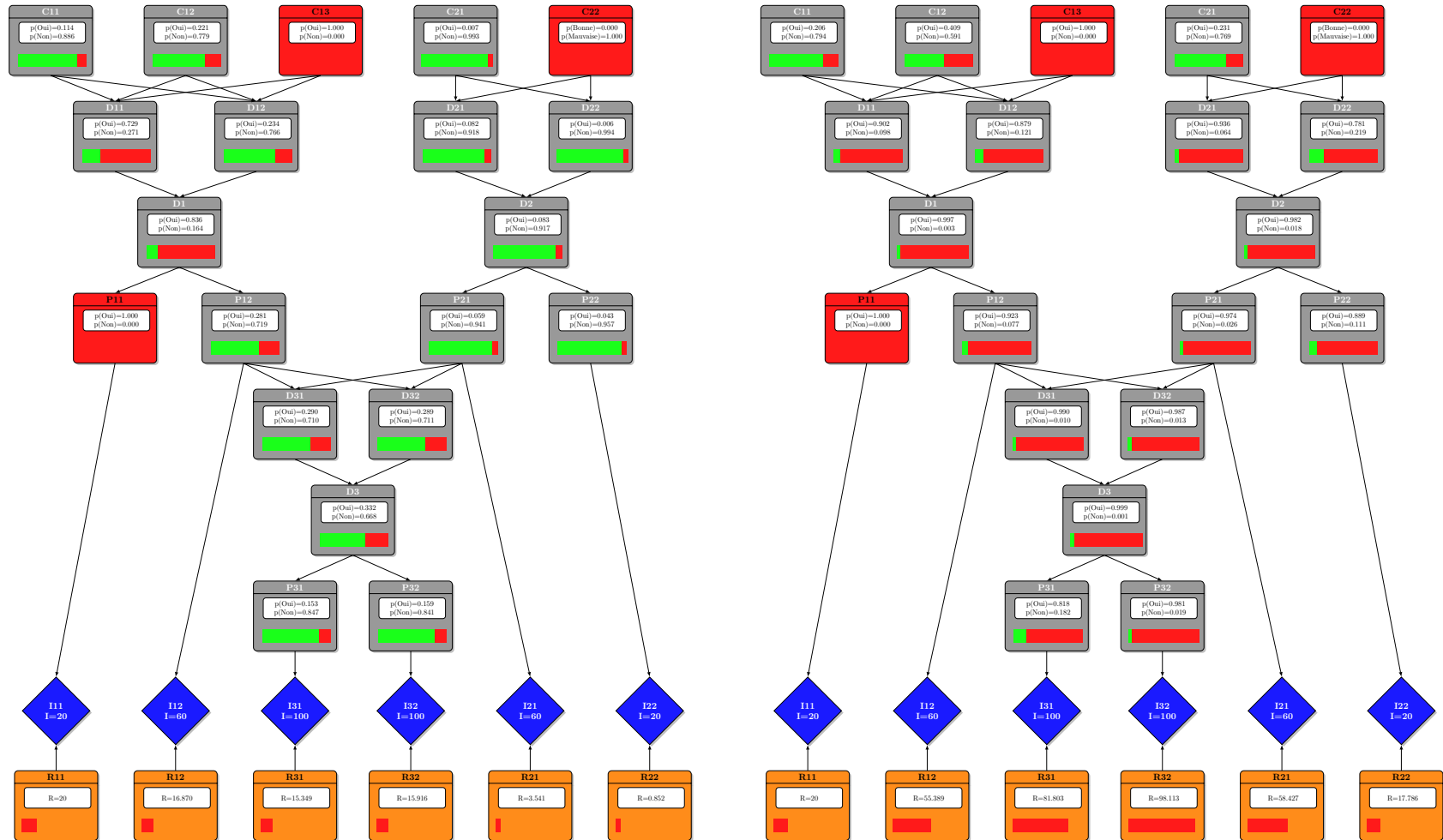
(a) Cas optimiste

(b) Cas pessimiste

Nous remarquons que la différence toujours importante entre deux cas diminue tout de même par rapport aux résultats avant l'ajout de connaissances.

FIGURE IV.20: Résultats du traitement par les méthodes optimistes et pessimistes après l'ajout des connaissances initiales du scénario « Déconstruction ».

Résultats du traitement par les méthodes optimistes et pessimistes après l'ajout des connaissances additionnelles du scénario « Déconstruction » :



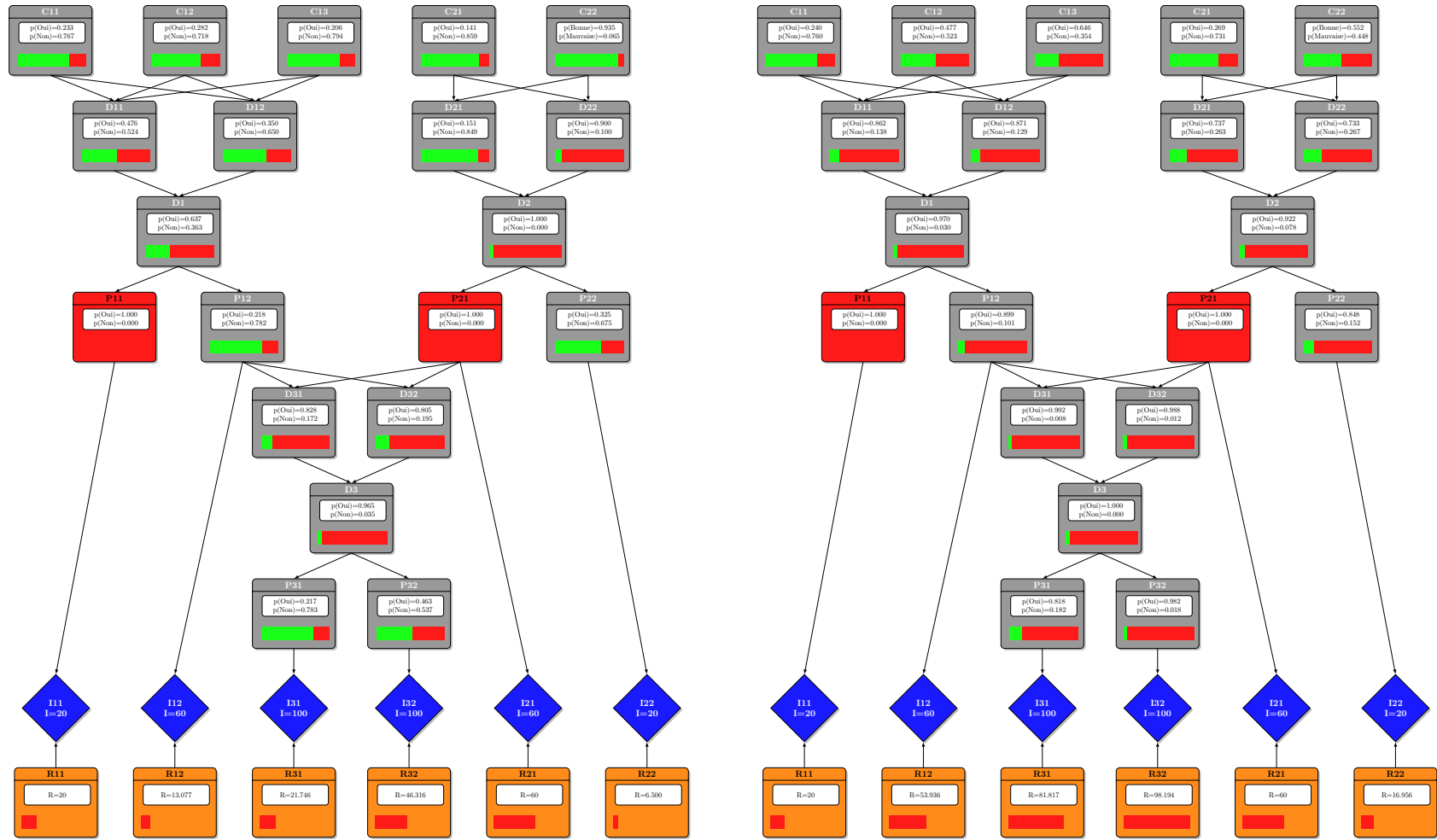
(a) Cas optimiste

(b) Cas pessimiste

Nous constatons que la différence entre deux cas a encore diminué par rapport à l'étape de traitement précédente.

FIGURE IV.21: Résultats du traitement par les méthodes optimistes et pessimistes après l'ajout des connaissances additionnelles du scénario « Déconstruction ».

Résultats du traitement par les méthodes optimistes et pessimistes après l'ajout des connaissances du scénario « Maintenance » :



(a) Cas optimiste

(b) Cas pessimiste

Il est intéressant de constater que dans le cadre d'une démarche de « diagnostic » visant à identifier les causes du problème, les résultats diffèrent selon l'approche employée. La vision optimiste définit la cause C12 comme étant la plus probable alors que la version pessimiste indique la cause C13. Dans le cadre de la démarche de « diagnostic prédictif », les résultats sont en accord entre les deux versions pour ce qui est du classement des conséquences par ordre de probabilité d'occurrence.

FIGURE IV.22: Résultats du traitement par les méthodes optimistes et pessimistes après l'ajout des connaissances du scénario « Maintenance ».

rapport aux méthodes alternatives, telles que les arbres de jonctions). Cet outil a été développé en Ruby¹ en collaboration avec Éric REUBREZ, ingénieur informatique au Centre de Ressources et de Compétences « Ingénierie de la Décision et de la Communication pour l'Entreprise » (CRC-IDCE) de l'École Nationale d'Ingénieurs de Tarbes. Le réseau et les différents événements qui le composent utilisent les mêmes variables que précédemment. La formalisation et la fusion des connaissances sont réalisées de la même manière que pour l'approche précédente, la seule différence étant que les fonctions de croyance sont traitées sans modification dans le réseau évidentiel (elles ne sont plus transformées en distributions de probabilités à l'aide de la crédibilité et de la plausibilité).

Dans cette partie, nous rappelons rapidement les principes de formalisation et de fusion des connaissances utilisés dans l'approche précédente. En effet, ils sont similaires à ceux employés pour cette approche. Par la suite, nous décrivons les mécanismes de traitement mis en œuvre pour implémenter le réseau évidentiel dirigé. Nous détaillons ensuite les résultats obtenus pour les deux scénarios et présentons quelques observations que nous avons faites concernant le comportement de l'outil en fonction de la taille du problème.

IV.5.1 Formalisation et fusion des connaissances

Comme dans l'approche précédente (parties IV.4.1 - Formalisation des connaissances et IV.4.2 - Fusion des connaissances), nous utilisons la théorie des fonctions de croyances pour formaliser et fusionner les avis d'experts et les statistiques issues de la base de données.

Les avis d'experts sont exprimés sous la forme de probabilités subjectives et transformés en fonctions de croyance au moyen de la transformation pignistique inverse. Les statistiques sont extraites de la base de données par les algorithmes de comptage conditionnels décrits précédemment et transformées en fonctions de croyance en utilisant les fonctions de croyance prédictives. La fusion des avis d'experts et des statistiques est effectuée à l'aide de la règle de combinaison conjonctive prudente (CCRC). Pour finir les distributions de masses de croyance résultant de la fusion sont introduites dans le modèle pour être traitées.

IV.5.2 Traitement du modèle

De la même manière que dans le cas utilisant les diagrammes d'influence, le traitement du modèle par un réseau évidentiel dirigé peut être résumé en trois grandes étapes. La première étape consiste à créer le réseau. Elle est suivie de l'étape d'inférence, c'est-à-dire la propagation des croyances initiales dans le réseau (partie III.4.1.3 - Inférence dans les réseaux évidentiels dirigés). La dernière étape a pour objectif de calculer les résultats souhaités. Ces deux dernières étapes doivent être répétées lorsque de nouvelles connaissances sont ajoutées dans le réseau. La figure IV.23 présente le processus de traitement de manière détaillée.

Le réseau est construit de manière similaire à celle d'un diagramme d'influence. Il convient de déclarer les différents nœuds (représentant les variables du problème), puis les liens de causalité entre les variables (représentés par les arcs). Pour finir, il faut renseigner le modèle avec des distributions de masses de croyance a priori et conditionnelles selon que le nœud a ou non des parents. Ces distributions de masses de croyance correspondent à celles qui résultent de la formalisation et de la fusion des connaissances.

1. Ruby est un langage de programmation libre, interprété et orienté objet.

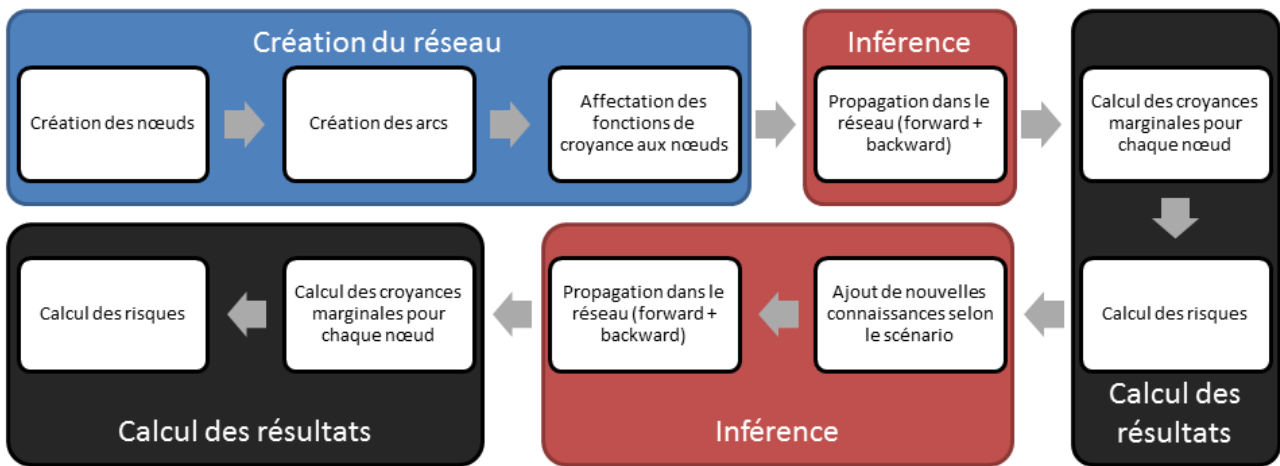


FIGURE IV.23: Processus de traitement du modèle avec un réseau évidentiel dirigé.

La principale différence entre ce processus et celui employé pour traiter la connaissance dans un diagramme d'influence (figure IV.10) réside dans la méthode utilisée pour effectuer l'inférence. Nous nous sommes basés sur la méthode proposée par Smets dans [Smets, 1993]. En effet, bien qu'il soit possible d'utiliser des méthodes basées sur les arbres de jonction [Yaghlane *et al.*, 2004], le manque d'outil performant et la difficulté de programmer ce type de méthode nous ont conduit à développer notre propre outil basé sur le Théorème de Bayes Généralisé, les règles de combinaison disjonctive (DRC) et conjonctive (CRC) comme préconisé dans [Smets, 1993].

Pour réaliser l'inférence, nous avons besoin d'une distribution de masses de croyance a priori pour chaque nœud n'ayant pas de parents et d'une distribution de plausibilités conditionnée par les singletons des parents pour chaque nœud ayant des parents. La propagation se fait ensuite en trois étapes comme nous l'avons évoqué dans le chapitre précédent (partie III.4.1.1 - Théorème de Bayes Généralisé) : la propagation « avant » (ou « forward ») suivie de la propagation « arrière » (ou « backward »), basées toutes les deux sur le théorème de Bayes Généralisé et la règle de combinaison disjonctive, et pour finir les résultats de ces deux cycles de propagation sont fusionnés en utilisant la règle de combinaison conjonctive. L'exemple des figures IV.24 et IV.25 illustre ces mécanismes de propagation sur un réseau simple composé de cinq nœuds.

Il faut noter que la taille des formules de propagation augmente en fonction du nombre d'états possibles pour les variables mais la combinatoire de la formule de la propagation « avant » augmente plus rapidement car elle est également liée au nombre de parents. Nous revenons sur ces phénomènes dans la partie IV.5.5 (Comportement de l'outil en fonction de la taille du problème).

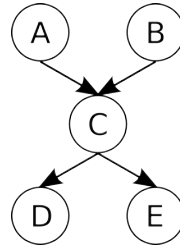
La dernière étape de ce processus consiste à calculer le risque, l'incertitude et le conflit pour pouvoir renseigner les indicateurs présentés au chapitre précédent (partie III.5 - Restitution des résultats).

IV.5.3 Résultats obtenus

Cette approche est basée entièrement sur les fonctions de croyance, nous pouvons donc mettre en œuvre les trois indicateurs traitant du risque, de l'incertitude et du conflit (partie

Exemple d'inférence dans un réseau évidentiel dirigé : la propagation « avant »

Le réseau que nous allons étudier (chaque variable est représentée par un nœud et peut prendre deux valeurs : Oui ou Non) est le suivant :



La propagation « avant » consiste à calculer la distribution de plausibilités du nœud enfant en fonction de la distribution de masses de croyance du (ou des parents) et de la distribution de plausibilités conditionnelle du nœud. Le cas simple (un nœud ayant un seul parent) peut être calculé par la formule présentée dans la partie III.4.1.1 - Théorème de Bayes Généralisé. Par exemple, la formule pour calculer le message du nœud D en fonction de son nœud parent C pour le cas où D=Oui est :

$$pl^D(Oui) = m^C(\{Oui\}) \times pl^D(D = Oui | C = Oui) + m^C(\{Non\}) \times pl^D(D = Oui | C = Non) + m^C(\{Oui, Non\}) \times pl^D(D = Oui | C = Oui, Non)$$

avec la plausibilité conditionnelle de D=Oui sachant C=Oui,Non qui est calculé par la combinaison disjunctive de la plausibilité conditionnelle de D= Oui sachant C=Oui et de la plausibilité conditionnelle de D= Oui sachant C=Non. C'est-à-dire :

$$pl^D(D = Oui | C = Oui, Non) = 1 - (1 - pl^D(D = Oui | C = Oui)) \times (1 - pl^D(D = Oui | C = Non))$$

Dans un cas plus complexe, quand le nœud a plusieurs parents, il faut prendre en compte les distributions de masses de croyance de tous les parents. Par exemple, pour le nœud C=Oui sachant A et B, la formule est :

$$\begin{aligned}
 pl^C(Oui) = & m^A(\{Oui\}) \times m^B(\{Oui\}) \times pl^C(C = Oui | A = Oui, B = Oui) \\
 & + m^A(\{Oui\}) \times m^B(\{Non\}) \times pl^C(C = Oui | A = Oui, B = Non) \\
 & + m^A(\{Oui\}) \times m^B(\{Oui, Non\}) \times pl^C(C = Oui | A = Oui, B = Oui, Non) \\
 & + m^A(\{Non\}) \times m^B(\{Oui\}) \times pl^C(C = Oui | A = Non, B = Oui) \\
 & + m^A(\{Non\}) \times m^B(\{Non\}) \times pl^C(C = Oui | A = Non, B = Non) \\
 & + m^A(\{Non\}) \times m^B(\{Oui, Non\}) \times pl^C(C = Oui | A = Non, B = Oui, Non) \\
 & + m^A(\{Oui, Non\}) \times m^B(\{Oui\}) \times pl^C(C = Oui | A = Oui, Non, B = Oui) \\
 & + m^A(\{Oui, Non\}) \times m^B(\{Non\}) \times pl^C(C = Oui | A = Oui, Non, B = Non) \\
 & + m^A(\{Oui, Non\}) \times m^B(\{Oui, Non\}) \times pl^C(C = Oui | A = Oui, Non, B = Oui, Non)
 \end{aligned}$$

Comme précédemment, les plausibilités conditionnées à un sur-ensemble sont déterminées par la combinaison disjunctive des plausibilités conditionnées par les singletons composant le sur-ensemble.

La propagation « avant » doit être faite sur tout le réseau avant de passer à la propagation « arrière ». A chaque niveau du réseau, la distribution de masses de croyance résultante de la propagation issue des parents est réutilisée pour propager la connaissance aux enfants.

La propagation « arrière » est décrite dans la figure IV.25.

FIGURE IV.24: Inférence dans un réseau évidentiel dirigé : Propagation « Avant ».

Exemple d'inférence dans un réseau évidentiel dirigé : la propagation « arrière » et la combinaison

Nous reprenons le réseau utilisé dans la figure IV.24.

La propagation « arrière » est plus simple car la formule est la même quel que soit le nombre d'enfants. En effet, chaque nœud enfant envoie un message qui est ensuite combiné avec les messages envoyés par les autres enfants au moyen de la règle de combinaison conjonctive pour calculer la distribution de masses de croyance du nœud. Pour calculer le message envoyé par un nœud enfant à son nœud parent, il est nécessaire d'utiliser la distribution de masses de croyance du nœud enfant (résultant de la combinaison des messages envoyés par ses propres enfants) et la distribution de plausibilités conditionnelles du nœud en fonction de ses parents. Par exemple, le calcul de la distribution de plausibilités que reçoit le nœud C depuis le nœud D se fait par la formule :

$$\begin{aligned}
 pl^C(Oui) &= m^D(\{Oui\}) \times pl^D(D = Oui | C = Oui) \\
 &\quad + m^D(\{Non\}) \times pl^D(D = Non | C = Oui) \\
 &\quad + m^D(\{Oui, Non\}) \times pl^D(D = Oui, Non | C = Oui)
 \end{aligned}$$

Ce message est ensuite combiné avec le message provenant du nœud E pour être ensuite propagé vers A et B. La formule permettant de calculer le message reçu par A peut s'écrire :

$$\begin{aligned}
 pl^A(Oui) &= m^C(\{Oui\}) \times (1 - (1 - pl^C(C = Oui | A = Oui, B = Oui) \times (1 - pl^C(C = Oui | A = Oui, B = Non)))) \\
 &\quad + m^C(\{Non\}) \times (1 - (1 - pl^C(C = Non | A = Oui, B = Oui) \times (1 - pl^C(C = Non | A = Oui, B = Non)))) \\
 &\quad + m^C(\{Oui, Non\}) \times (1 - (1 - pl^C(C = Oui, Non | A = Oui, B = Oui) \\
 &\quad \times (1 - pl^C(C = Oui, Non | A = Oui, B = Non))))
 \end{aligned}$$

Il est possible de constater que la combinaison disjonctive est utilisée ici pour déterminer la plausibilité de C sachant A sans tenir compte de l'effet de B.

Pour finir la propagation, il est nécessaire de calculer la combinaison conjonctive entre la distribution de masses de croyance obtenue par la propagation « avant » et celle obtenue par la propagation « arrière » pour chaque nœud. Le résultat obtenu correspond à la distribution de masses de croyance marginale de chaque nœud.

FIGURE IV.25: Inférence dans un réseau évidentiel dirigé : propagation « Arrière ».

III.5.1 - Indicateur de risque). Nous avons choisi d'intégrer l'indicateur d'incertitude à la notion d'occurrence. Dans les résultats présentés la croyance dans l'occurrence est présentée comme la probabilité d'occurrence dans les résultats précédents, c'est-à-dire par une barre dont la coloration varie selon la valeur de la croyance dans chaque singleton du cadre de discernement de la variable. Nous avons ajouté la notion d'incertitude en agissant sur la taille de cette barre : plus la barre est petite, plus l'incertitude est importante. Ce choix est lié au fait que, dans notre cas, les variables ont toutes un cadre de discernement avec seulement deux singletons. Le seul ensemble possible comprenant ces singletons correspond donc au cadre de discernement complet et représente l'ignorance totale. Il n'y a donc pas d'incertitude partielle. La mesure de l'incertitude partielle, présentée précédemment (partie III.5.2 - Indicateur d'incertitude sur la décision), n'a donc aucun intérêt dans cette configuration. De plus, nous avons ajouté à la valeur de l'incertitude (masse affectée au cadre de discernement complet), la masse affectée à l'ensemble vide. En effet, les données ayant été normalisées avant le traitement, la masse affectée à l'ensemble vide après le traitement a été générée par les mécanismes de propagation. Contrairement à la masse affectée à l'ensemble vide avant la normalisation, nous pensons que

cette masse ne peut être considérée comme représentant le conflit car celui-ci n'a un sens que lorsqu'il y a plusieurs sources d'information ce qui n'est pas le cas ici. Nous avons décidé de considérer ce phénomène comme étant une part d'incertitude supplémentaire et donc, nous avons transféré la masse affectée à l'ensemble vide sur le cadre de discernement complet au moment de la restitution des résultats.

Dans cette partie, nous présentons les résultats obtenus par le modèle d'évaluation des risques utilisant les réseaux évidentiels dirigés. Nous commençons par présenter les résultats de l'indicateur de conflit basé sur les données résultantes de la fusion avant la normalisation et le traitement dans les réseaux évidentiels dirigés. Ensuite nous abordons les résultats avant l'application d'un scénario, puis nous montrons l'évolution de ces résultats pour les deux scénarios.

IV.5.3.1 Indicateur de conflit

Pour construire l'indicateur de conflit proposé, nous avons utilisé la mesure définie précédemment (partie III.5.3 - Indicateur de conflit). Les résultats de cette mesure sont résumés dans le tableau IV.11.

Nom de la variable	Valeur de l'indicateur de conflit (%)	Nom de la variable	Valeur de l'indicateur de conflit (%)
C11	5,80	D2	-
C12	7,73	P11	7,05
C13	8,95	P12	2,90
C21	2,27	P21	1,80
C22	4,81	P22	6,05
D11	1,68	D31	5,77
D12	1,83	D32	9,14
D1	-	D3	-
D21	2,43	P31	6,31
D22	1,29	P32	0,85

TABLEAU IV.11: Valeur de l'indicateur de conflit pour chaque variable du problème.

Il faut noter que les événements D1, D2 et D3 ne présentent aucun conflit car ils sont caractérisés par une table logique (OU) définie en même temps que le réseau. L'expert et la base de données ne sont pas interrogés sur ces événements, il ne peut donc y avoir de conflit les concernant. De plus, nous pouvons constater que le conflit dans notre cas d'étude varie entre 0,85% et 9,14%. Il est donc relativement faible. Dans ce cas, le décideur pourra donc être assuré de la relative concordance des avis issus des différentes sources d'information (statistiques et expertes).

IV.5.3.2 Résultats pré-scénario

Avant de débiter la présentation des résultats, la figure IV.26 introduit la légende de représentation des différents nœuds pour les réseaux évidentiels dirigés.

De la même manière que pour les deux méthodes précédentes, la figure IV.27 présente les résultats du modèle avant l'introduction des connaissances liées à un scénario.

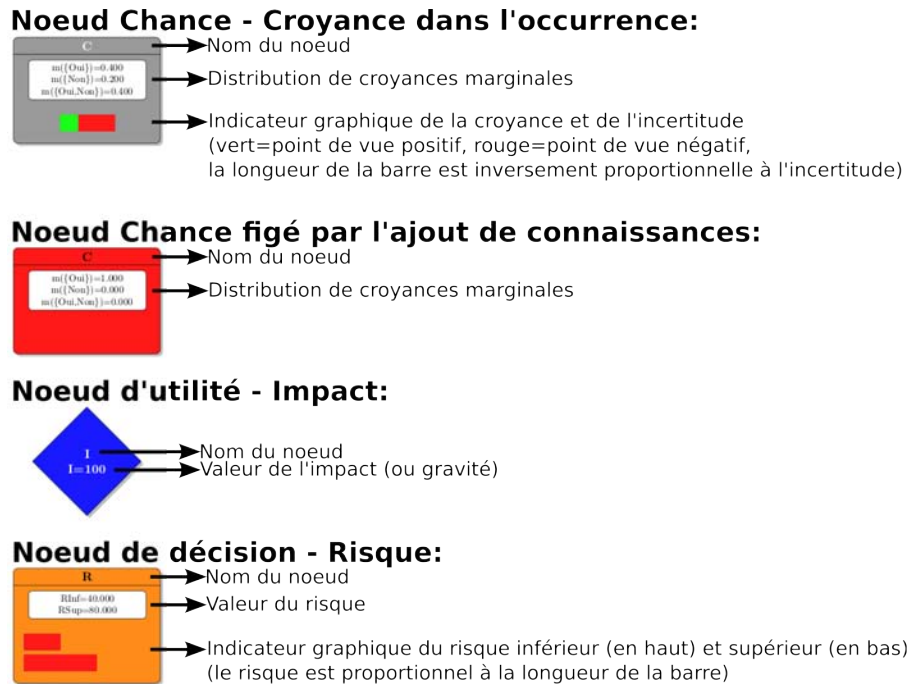


FIGURE IV.26: Légende concernant la représentation des différents types de nœuds.

Nous remarquons que plus le réseau a de niveaux, plus les mécanismes de propagation engendrent de l'incertitude. L'ordre de grandeur de la mesure de risque est similaire à celui des méthodes optimiste (risque inférieur) et pessimiste (risque supérieur) présentées précédemment. L'écart entre les deux valeurs est plus important lorsque la méthode basée sur les réseaux évidentiels dirigés est utilisée.

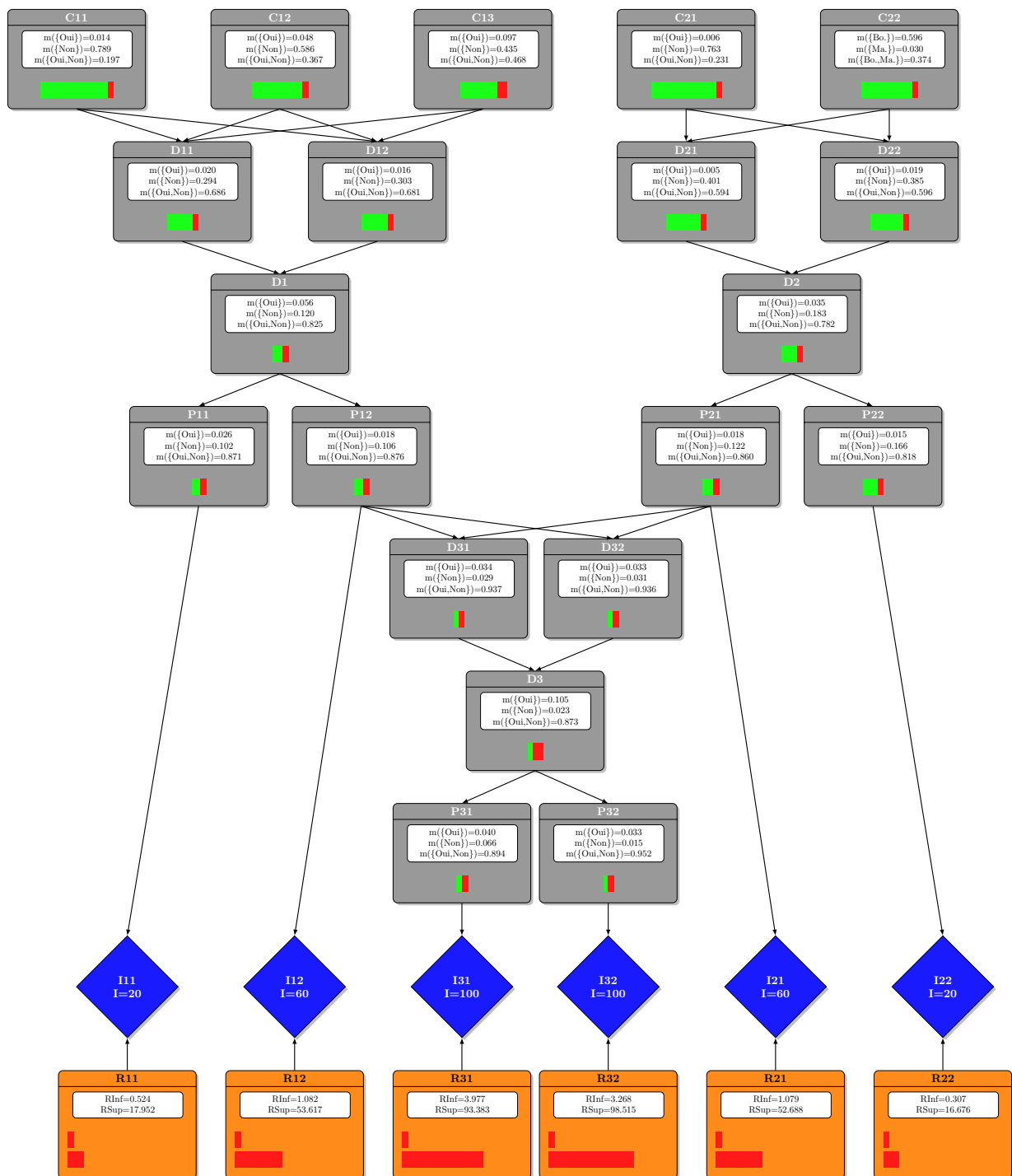
IV.5.3.3 Résultats du scénario « Déconstruction »

Comme dans les cas précédents, le premier ajout de connaissances consiste à figer les nœuds C13 et C22 pour caractériser l'occurrence de ces événements ($m^{C13}(\{Oui\}) = 1$ et $m^{C22}(\{Mauvaise\}) = 1$). La figure IV.28 présente les résultats après le traitement de ces nouvelles connaissances.

Nous constatons que le comportement du modèle correspond à ce que nous attendions avec un rééquilibrage des masses affectées aux singletons des événements impactés par l'ajout de ces nouvelles connaissances. Cependant ce phénomène est associé dans certains cas à une augmentation de l'incertitude. Nous poursuivons ensuite le déroulement du scénario en ajoutant de la connaissance, c'est-à-dire en fixant le nœud P11 ($m^{P11}(\{Oui\}) = 1$). La figure IV.29 présente les résultats suite à ce deuxième ajout de connaissances.

L'évolution de la croyance dans les différents événements est toujours conforme à celle observée avec les deux méthodes précédentes. De plus, nous notons une diminution généralisée de l'incertitude. Elle reste toutefois très importante dans la majeure partie des nœuds. Comme dans le cas précédent, le décideur dispose d'informations concernant le risque d'un point de vue optimiste (risque inférieur) et pessimiste (risque supérieur). De plus, il connaît l'incertitude et le conflit qui caractérisent ces informations. Il a donc toutes les cartes en main pour prendre sa décision.

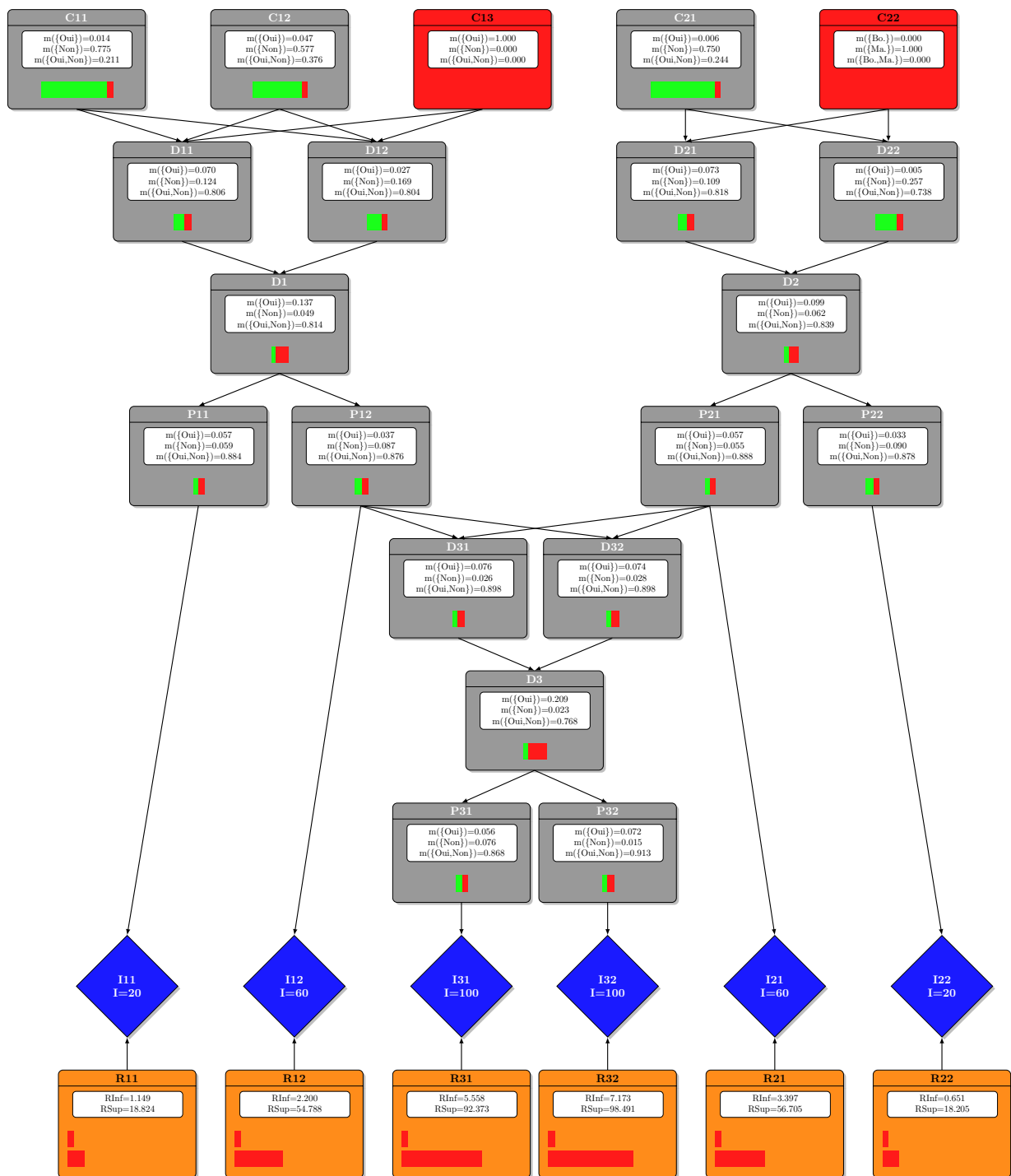
Résultats du traitement initial par les réseaux évidentiels dirigés :



Le premier constat que nous pouvons faire est que l'incertitude est très importante dans les nœuds chance situés vers le bas du réseau. Cette incertitude se répercute sur la mesure du risque qui présente un écart important entre le risque inférieur et le risque supérieur.

FIGURE IV.27: Résultats du traitement initial par les réseaux évidentiels dirigés.

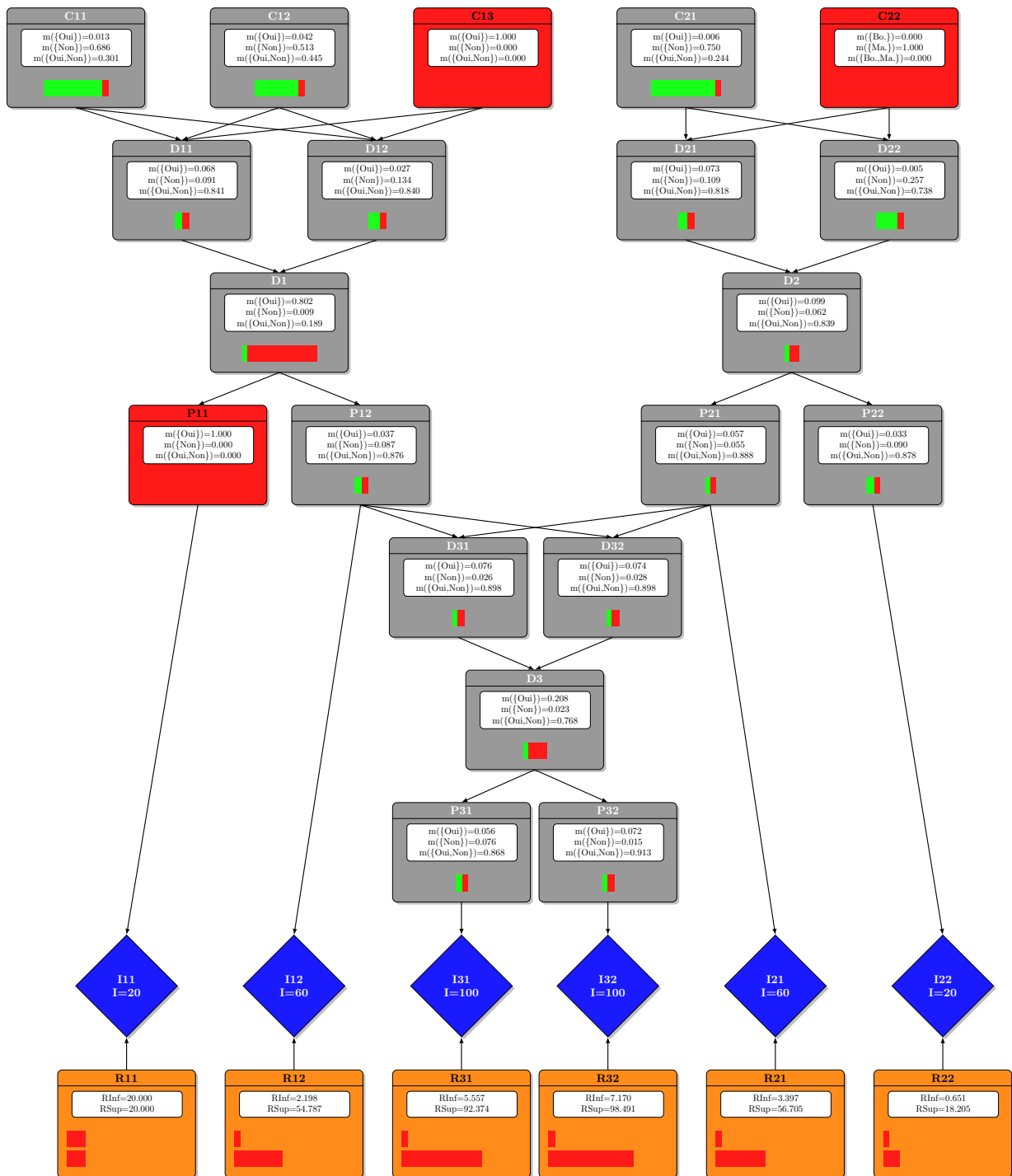
Résultats du traitement par les réseaux évidentiels dirigés après l'ajout des connaissances initiales du scénario « Déconstruction » :



Nous constatons que l'ajout de connaissances fait évoluer les résultats comme attendu en modifiant le rapport de masses entre les deux singletons des différents nœuds. La croyance dans l'occurrence des événements augmente car certaines causes sont présentes. Cependant l'incertitude est toujours aussi importante, elle a même augmenté dans certains cas.

FIGURE IV.28: Résultats du traitement par les réseaux évidentiels dirigés après l'ajout des connaissances initiales du scénario « Déconstruction ».

Résultats du traitement par les réseaux évidentiels dirigés après l'ajout des connaissances additionnelles du scénario « Déconstruction » :



Nous pouvons constater que la croyance dans l'occurrence de l'événement D1 devient très importante et que l'incertitude associée à cet événement a fortement diminué. Dans l'ensemble, l'incertitude a tendance à diminuer dans tous les nœuds caractérisant ainsi les différentes mesures de risque.

FIGURE IV.29: Résultats du traitement par les réseaux évidentiels dirigés après l'ajout des connaissances additionnelles du scénario « Déconstruction ».

IV.5.3.4 Résultats du scénario « Maintenance »

Comme dans l'approche précédente, le scénario « Maintenance » débute en fixant les nœuds P11 et P21 ($m^{P11}(\{Oui\}) = 1$ et $m^{P21}(\{Oui\}) = 1$). La figure IV.30 présente les résultats de ce scénario après l'ajout des connaissances obtenues durant la maintenance.

Comme dans le cas du scénario « Déconstruction », il est possible de constater que l'évolution des résultats est cohérente avec ceux obtenus par les deux méthodes précédentes. Nous notons également une diminution significative de l'incertitude dans le réseau entraînant une mesure de risque elle aussi plus précise. Nous constatons aussi que, contrairement au scénario « Déconstruction », l'incertitude décroît de manière importante après l'ajout des connaissances. La différence avec le scénario précédent réside dans la position où est introduite la connaissance supplémentaire. Nous pouvons donc faire l'hypothèse que plus le nœud étudié est loin (en termes d'étapes de propagation) du nœud où est introduit la connaissance, plus l'incertitude générée par les mécanismes de propagation est importante.

IV.5.4 Remarques générales sur l'outil

Il est important de noter que les résultats que nous obtenons correspondent à un modèle « grossier » avec une incertitude relativement conséquente. En effet, le choix de l'utilisation des fonctions de croyance et donc des réseaux évidentiels dirigés est lié au fait que l'on ne dispose pas de suffisamment de données pour traiter le problème de manière statistique. Ce manque de données engendre forcément de l'incertitude qui se repercute dans les résultats finals.

Il convient également de noter que, selon [Smets, 1993], si la quantité de données augmente le modèle va tendre petit à petit vers son équivalent probabiliste. Ainsi si le jeu de données utilisé ne comporte que des distributions de masses de croyance bayésiennes (tableau II.3), le résultat sera le même qu'avec un réseau bayésien.

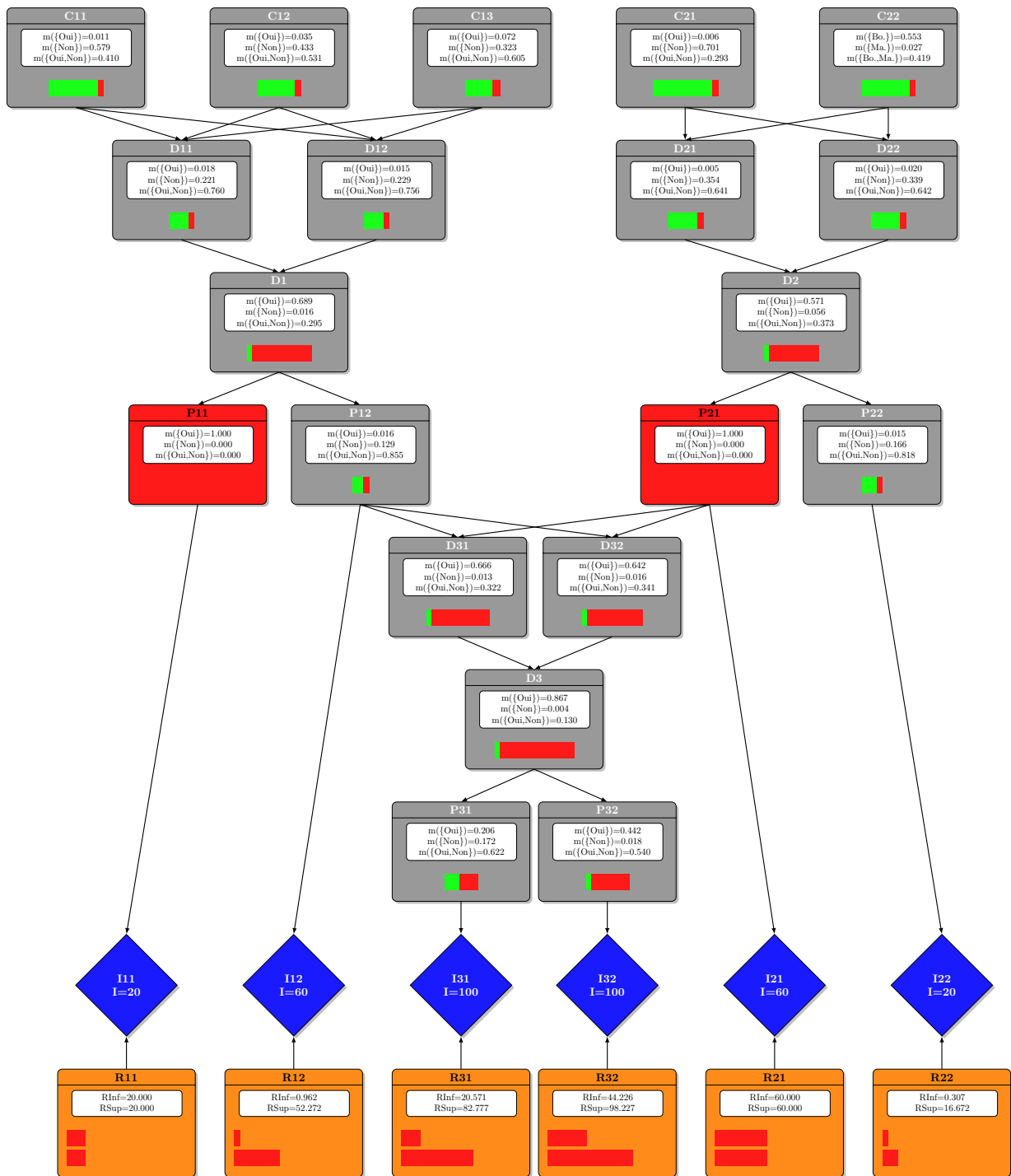
IV.5.5 Comportement de l'outil en fonction de la taille du problème

Après avoir obtenu ces résultats, nous nous sommes attachés à comprendre comment la taille du réseau ou la forme des données initiales influait sur la complexité des calculs de propagation dans le réseau. L'un des principaux inconvénients de la théorie des fonctions de croyance réside dans la combinatoire nécessaire pour représenter un événement avec ce formalisme. En effet, là où il suffit de n états pour caractériser une variable avec la théorie des probabilités, il faut 2^n états avec la théorie des fonctions de croyance.

La première approche que nous avons employée pour comprendre le comportement de l'outil lorsque la taille augmente a été réalisée sous la forme de plusieurs simulations du réseau correspondant au cas d'étude en faisant varier le nombre d'états possibles pour chaque variable du problème. Nous n'avons pas cherché à mesurer précisément le temps de calcul mais nous sommes attachés à montrer son évolution relative en fonction de la taille du problème.

Nous avons traité le réseau du cas d'étude avec des variables pouvant avoir entre deux et cinq états. Les temps de calcul au dessus de cinq états sont trop importants pour être simulés avec le matériel à notre disposition. Les résultats de ces tests sont présentés dans le tableau IV.13 et la figure IV.33.

Résultats du traitement par les réseaux évidentiels dirigés après l'ajout des connaissances du scénario « Maintenance » :



Nous pouvons noter que l'incertitude a considérablement diminué dans ce scénario par rapport aux résultats pré-scénario. Les mesures du risque sont donc plus précises.

FIGURE IV.30: Résultats du traitement par les réseaux évidentiels dirigés après l'ajout des connaissances du scénario « Maintenance ».

Nombre d'états	2	3	4	5
Temps total	0,37043	6,043876	125,253123	1906,307214
Temps de la propagation « Avant »	0,251631	5,698674	123,360067	1892,002756
Temps de la propagation « Arrière »	0,118799	0,345202	1,893056	14,304458

TABLEAU IV.12: Temps de calcul (en secondes) du réseau associé au cas d'étude en fonction du nombre d'états possibles pour les variables.

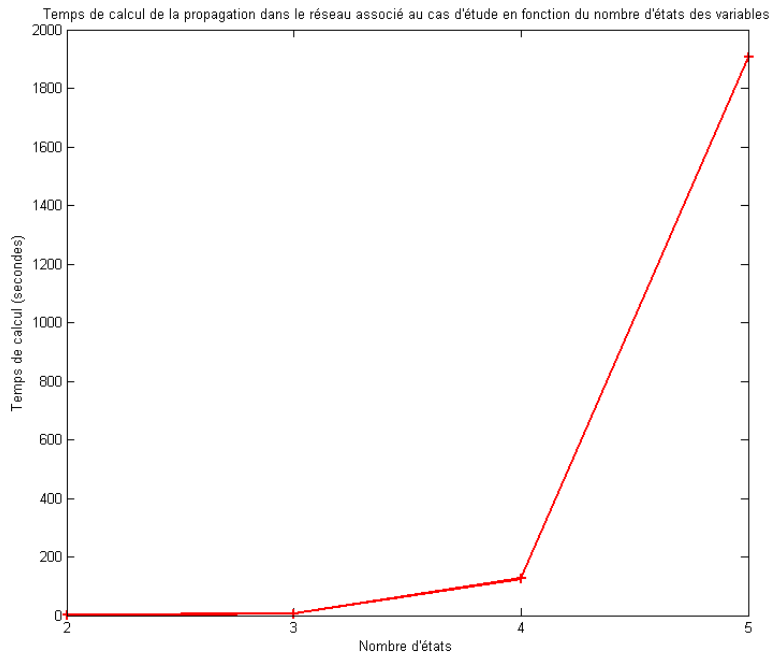


FIGURE IV.31: Évolution du temps de calcul du réseau associé au cas d'étude en fonction du nombre d'états possibles pour les variables.

Nous pouvons remarquer que le temps de calcul augmente de manière exponentielle lorsque le nombre d'états augmente. De plus, nous constatons que le temps de calcul de la propagation « arrière » devient négligeable par rapport au temps de calcul de la propagation « avant » lorsque le nombre d'états augmente.

Ces résultats nous ont amené à comparer l'influence de la taille du réseau par rapport à l'influence du nombre d'états sur le temps de calcul. Pour cela, nous avons construit plusieurs réseaux simples avec un nombre variable de parents (entre un et sept parents) et un seul enfant (figure IV.32), et nous avons simulé le fonctionnement de ces réseaux en faisant varier le nombre d'états possibles pour chaque variable (entre deux et cinq états possibles).

Les résultats de cette campagne d'essais sont présentés dans le tableau IV.13 et dans les figures IV.33 et IV.34. Les valeurs en bleu dans le tableau IV.13 sont des valeurs que nous avons estimées par le calcul mais que nous n'avons pu simuler (à titre d'exemple, le cas avec sept parents et cinq états aurait duré plus de 142 ans avec le matériel à notre disposition).

Nous pouvons donc constater que le temps de calcul (et donc la complexité des calculs de propagation) augmente de manière exponentielle en fonction du nombre d'états et du nombre

		Nombre de parents							
		1	2	3	4	5	6	7	
Nombre d'états	2	Temps total	0,0009	0,0051	0,0323	0,2426	0,8691	3,1357	12,4459
		Propagation « Avant »	0,0023	0,0071	0,0175	0,0325	0,0455	0,0713	0,1489
		Propagation « Arrière »	0,0032	0,0122	0,0498	0,2751	0,9146	3,207	12,5948
	3	Temps total	0,0059	0,152	1,1979	12,6553	120,142	941,086	7887
		Propagation « Avant »	0,0064	0,0331	0,0561	0,2055	0,7643	3,1	13,45
		Propagation « Arrière »	0,0123	0,1851	1,254	12,8608	120,906	944,186	7900
	4	Temps total	0,0091	0,6086	23,77	524,3799	11681	<i>260237</i>	<i>5797376</i>
		Propagation « Avant »	0,027	0,0934	0,487	2,9179	17,4352	<i>104,179</i>	<i>622,5</i>
		Propagation « Arrière »	0,0361	0,702	24,257	527,2978	11699	<i>260341</i>	<i>5797999</i>
	5	Temps total	0,0406	6,8326	368,1419	21767	<i>1287063</i>	<i>76101313</i>	<i>4499709223</i>
		Propagation « Avant »	0,0811	0,5851	4,479	36,6439	<i>299,793</i>	<i>2452</i>	<i>20066</i>
		Propagation « Arrière »	0,1217	7,4177	372,6209	21804	<i>1287362</i>	<i>76103765</i>	<i>4499729289</i>

TABLEAU IV.13: Temps de calcul (en secondes) en fonction du nombre de parents et du nombre d'état possibles.

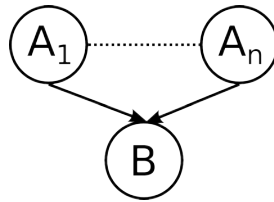


FIGURE IV.32: Réseaux évidentiels dirigés avec un nombre variable de parents.

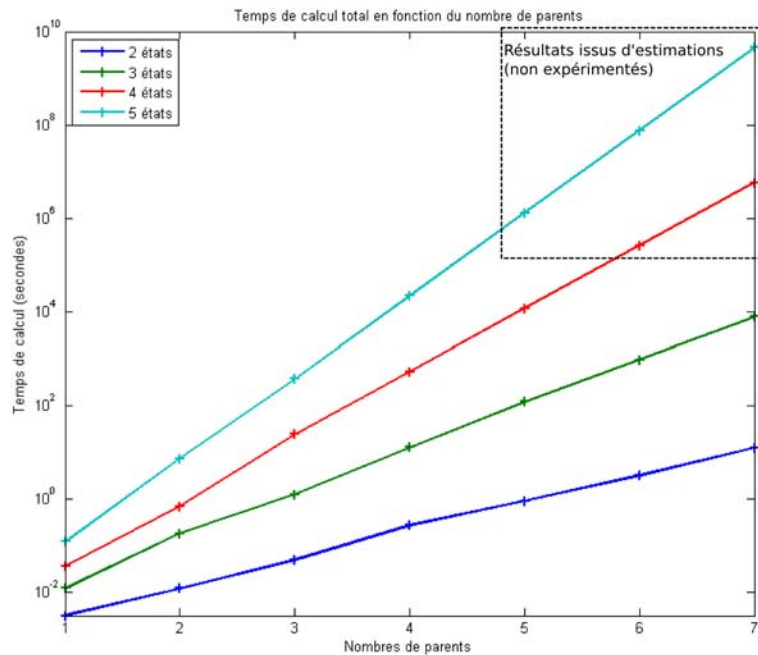


FIGURE IV.33: Évolution du temps de calcul en fonction du nombre de parents.

de parents mais également que l'influence du nombre d'états est prédominante.

IV.6 Synthèse

Ce chapitre a permis de présenter un cas d'étude appliqué à la déconstruction des aéronefs et de comparer trois méthodes d'évaluation des risques. Nous avons, dans un premier temps, détaillé les contraintes associées à notre domaine d'étude (la déconstruction des avions) et le lot de travail qui a servi de cadre à nos travaux au sein du projet DIAGNOSTAT. Par la suite, nous avons présenté l'outil développé pour ce projet et construit un cas d'étude permettant de tester les propositions faites dans ce mémoire sur un cas réaliste. Nous avons ensuite traité ce cas d'étude en utilisant trois approches différentes.

La première approche est basée uniquement sur des méthodes bayésiennes et permet de mettre en œuvre des mécanismes de diagnostic, de pronostic et de diagnostic « prédictif » ainsi que l'évaluation du risque qui était l'objectif premier. La seconde approche utilise les fonctions de croyance pour formaliser et fusionner les avis statistiques et experts puis transforme ces connaissances en distributions de probabilités pour être traitées par des méthodes bayésiennes.

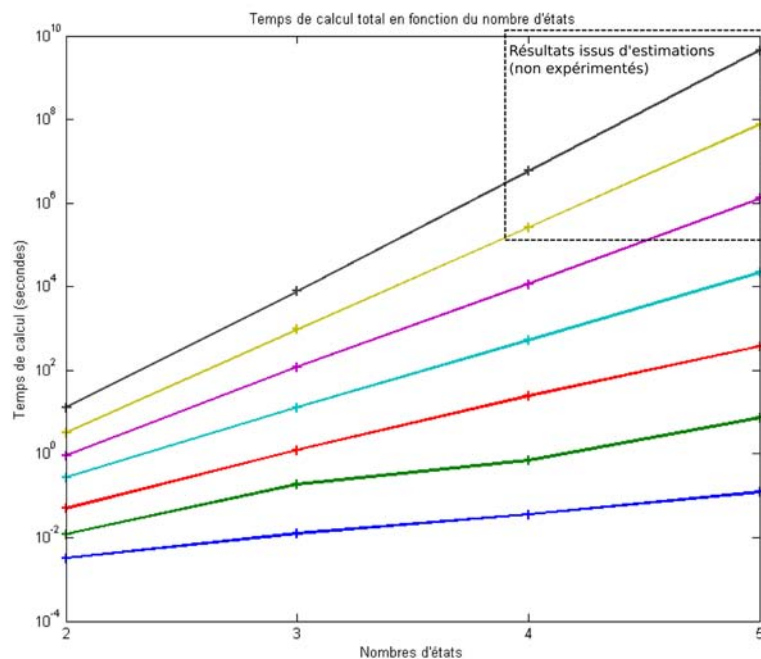


FIGURE IV.34: Évolution du temps de calcul en fonction du nombre d'états.

En plus des informations disponibles avec la première approche, cette approche permet également d'introduire un indicateur de conflit sur les données initiales. La dernière approche est basée, comme la précédente, sur les fonctions de croyance pour la formalisation et la fusion des avis et utilise les réseaux évidentiels dirigés pour traiter ces données. Elle permet également d'offrir une information supplémentaire au moyen d'un indicateur d'incertitude sur la décision. Cette approche est l'illustration de la démarche présentée dans le chapitre III. Nous avons également approfondi notre compréhension de cette approche en nous intéressant à son comportement en fonction de la taille du problème.

Concernant cet aspect, nous avons pu remarquer que son utilisation est conditionnée à des modèles ayant une taille limitée. Pour de futurs travaux, il pourrait être intéressant de travailler sur ce problème pour tenter de minimiser l'influence de la taille du problème et rendre ce modèle utilisable pour des applications plus grandes ou plus complexes. D'autre part, il pourrait être intéressant de travailler sur le comportement de ce modèle en fonction de l'incertitude pour mesurer l'influence de l'incertitude des données initiales sur le résultat final et voir s'il est possible de limiter l'incertitude générée par les mécanismes de propagation dans les réseaux évidentiels dirigés.

Conclusion et perspectives

Les enjeux économiques, législatifs et environnementaux actuels font de la déconstruction des aéronefs un axe de développement qui ne peut plus être négligé par les acteurs de l'aéronautique que ce soit pour les avionneurs, les compagnies aériennes ou les entreprises de maintenance. Cette prise de conscience a engendré une dynamique de recherche ayant pour but d'organiser et d'optimiser le recyclage des avions aussi bien d'un point de vue structurel (matériaux) que fonctionnel (développement d'un marché pour les pièces de seconde main et meilleure gestion de l'obsolescence). Les travaux réalisés dans ce cadre ont également mis en évidence un besoin de capitaliser les connaissances acquises pendant ces phases de déconstruction pour les réutiliser dans l'objectif d'améliorer la conception, la fabrication et la maintenance des futurs appareils. Le projet DIAGNOSTAT s'inscrit dans cette dynamique et comprend un lot de travail spécialement dédié à ces aspects de gestion des connaissances. C'est dans ce cadre que les travaux de recherche présentés dans ce mémoire sont positionnés.

Les verrous scientifiques identifiés au début de ce projet ont mis en évidence l'intérêt de définir une approche hybride permettant de coupler les processus de retour d'expérience statistique et cognitif pour instrumenter des mécanismes d'aide à la décision. Les travaux de recherche présentés dans ce mémoire ont donc eu pour objectif de répondre à cette problématique. Nous avons commencé par définir les notions essentielles au contexte de l'étude. Deux axes ont été étudiés lors de la revue de la littérature qui a été menée pour comprendre ce contexte. Le premier axe a pour objectif de définir le concept de risque et le processus de management des risques qui lui est associé, avec un intérêt particulier pour la phase d'évaluation des risques. Le second axe a ciblé l'étude des différentes méthodes de gestion des connaissances et en particulier du processus de retour d'expérience. Ces deux axes ont permis de faire le lien entre le risque et le retour d'expérience et de proposer une architecture du risque intégrant la notion de retour d'expérience.

Une fois le cadre général posé, nous avons proposé un premier modèle basé sur les méthodes bayésiennes (réseaux bayésiens et diagrammes d'influence) destiné à évaluer les risques. Nous avons mis en évidence les utilisations possibles mais aussi les limites de ces approches, notamment en ce qui concerne la fusion de connaissances en provenance de sources hétérogènes et la gestion de l'incertitude épistémique (imprécision et incomplétude) inhérente à toute connaissance experte. Ce constat nous a amené à nous intéresser aux théories alternatives à la théorie des probabilités. Nous nous sommes donc orientés vers l'utilisation des fonctions

de croyance afin de coupler leur utilisation avec celle des réseaux bayésiens pour améliorer le modèle d'évaluation des risques proposé initialement.

Sur la base de cette réflexion, nous avons choisi de construire un modèle utilisant les réseaux évidentiels dirigés pour évaluer les risques. Nous avons proposé une démarche complète permettant de formaliser, de fusionner et de traiter les connaissances pour évaluer les risques. Cette démarche s'appuie sur des mécanismes associés au formalisme des fonctions de croyance permettant de formaliser les connaissances expertes et statistiques et de les fusionner. Nous avons utilisé les mécanismes de propagation des réseaux évidentiels dirigés pour évaluer les risques. Nous avons également proposé plusieurs indicateurs permettant de restituer cette évaluation du risque au décideur en l'informant de la qualité de ces informations en termes d'incertitude et de conflit entre les sources d'informations.

Pour finir, nous avons utilisé cette démarche sur un cas d'étude appliqué à la déconstruction des avions. Nous avons identifié deux scénarios dans le cadre du cas d'étude pour valider le fonctionnement du modèle. Pour avoir des points de comparaison valables, nous avons également utilisé ces scénarios et le cas d'étude pour instrumenter deux modèles basés sur les réseaux bayésiens et sur une approche alternative couplant les fonctions de croyance pour la formalisation et la fusion des connaissances et sur les réseaux bayésiens pour le traitement de ces connaissances. Pour explorer davantage le comportement du modèle utilisant les réseaux évidentiels dirigés, nous avons mis en œuvre une campagne d'essais visant à caractériser l'influence de la taille du problème sur les résultats et le temps de calcul. Cette campagne d'essais a permis de retrouver les limites associées aux fonctions de croyance en termes de complexité qui se traduit, lorsque le modèle devient plus grand (en nombre de nœuds ou en nombre d'états possibles), par une augmentation significative du temps de calcul.

Ce constat concernant les limites de l'approche employée combinées aux autres points marquants identifiés dans ce mémoire ont permis de mettre en lumière des pistes pour les développements futurs de ces travaux. En conséquence, les perspectives des travaux de recherche présentés dans ce mémoire peuvent être organisées autour de sept axes destinés à mettre en œuvre de futurs développements :

Développement de la méthode d'élicitation des avis d'experts :

Nous pensons qu'une évolution de la méthode permettant l'élicitation des avis d'expert sous forme de fonction de croyance proposée dans la partie III.2.1.1 (Élicitation d'un avis expert) pourrait être utile. Cette méthode qui permet l'utilisation d'un langage plus naturel que les probabilités subjectives, fournit un cadre simple destiné à l'expression de l'avis d'un expert. Cependant les possibilités actuelles de la méthode sont assez limitées car elles intègrent uniquement les notions de choix et de regret. Nous pensons qu'il serait intéressant de développer de nouveaux mécanismes permettant de modéliser, à l'aide des fonctions de croyance, des comportements humains plus complexes comme l'hésitation ou la décision collaborative (plusieurs experts se réunissent pour prendre une décision, trouver un consensus et s'expriment d'une seule voix). La principale difficulté associée à cette méthode d'élicitation réside dans le fait qu'il est nécessaire de garder le processus simple et compréhensible pour l'expert qui est interrogé car cette étape ne doit pas être trop consommatrice en termes de temps.

Diminution de la complexité de la propagation dans les réseaux évidentiels dirigés :

Comme nous l'avons vu dans la partie IV.5.5 (Comportement de l'outil en fonction de la taille du problème), le temps de calcul associé au traitement d'un modèle basé sur les réseaux évidentiels dirigés augmente de manière exponentielle en fonction de la taille du problème. Ce constat rend l'utilisation de ce formalisme compliquée pour la modélisation de systèmes de grandes tailles ou ayant de multiples états possibles pour chaque variable. Il convient donc de mettre en œuvre des solutions destinées à réduire la complexité et à optimiser la propagation de la connaissance dans le réseau. Parmi les pistes qui semblent prometteuses pour résoudre ce problème, nous pouvons envisager d'optimiser les mécanismes de propagation en identifiant les masses et plausibilités nulles dans les données du problème et de réduire ainsi les calculs associés. En effet, les mécanismes de propagation reposent en grande partie sur des opérations de multiplication donc dès qu'une des valeurs est nulle une grande partie de l'équation disparaît. Étant donné qu'il est fréquent de voir des masses égales à zéro dans une fonction de croyance, cette simple règle peut permettre d'économiser de nombreux cycles de calcul. Une deuxième solution pour réduire la complexité liée au nombre de parents et d'états d'un nœud (partie IV.5.5 - Comportement de l'outil en fonction de la taille du problème) pourrait consister à énoncer des règles de modélisation par les réseaux évidentiels visant par exemple à éviter qu'un nœud ait plus de 3 parents ou plus de 3 états possibles pour éviter l'explosion combinatoire associée à ce type de situation. Pour finir, nous pouvons également envisager l'intégration dans notre outil des techniques d'optimisation associées à la théorie des graphes pour faciliter les mécanismes de parcours et de propagation dans un réseau.

Comportement du modèle d'évaluation des risques basé sur les réseaux évidentiels dirigés face à l'incertitude :

Comme nous l'avons vu dans la partie IV.5.3 (Résultats obtenus), l'approche d'évaluation des risques basée sur les réseaux évidentiels dirigés permet d'obtenir des résultats présentant une incertitude importante. Il nous semble que cette incertitude est, d'une part, liée à l'incertitude sur les données initiales et, d'autre part, générée par les mécanismes de propagation. Nous pensons qu'il serait intéressant de valider cette hypothèse et de comprendre l'influence de ces deux phénomènes sur le résultat final. Il conviendrait alors de mettre en œuvre une campagne d'essais destinée à expliquer l'impact de l'incertitude initiale sur le comportement du modèle et à caractériser l'influence des différentes étapes de propagation dans un réseau évidentiel dirigé sur l'évolution de cette incertitude.

Règles de combinaison et indicateurs de conflit et d'incertitude :

Comme nous l'avons vu dans la partie III.3 (Fusion des informations), le choix de la règle de fusion impacte directement la part de conflit ou d'incertitude sur les résultats. Étant donné que nous utilisons la règle de combinaison conjonctive prudente pour la fusion des avis experts et statistiques ainsi que les règles de combinaison conjonctive et disjonctive pour instrumenter les mécanismes d'inférence dans les réseaux évidentiels dirigés, il pourrait être intéressant de connaître l'influence, en termes de conflit et d'incertitude, du choix de la règle de combinaison sur les indicateurs finaux. De plus, une autre piste d'investigation pourrait être de construire des réseaux évidentiels dirigés basés sur les règles de combinaison prudente et hardie pour tenir compte du fait que les différentes variables du problème représentées par un réseau évidentiel

dirigé sont considérées comme n'étant pas distinctes. Cependant, cette modification risque d'engendrer des différences importantes pour les indicateurs de conflit et d'incertitude que nous utilisons. Il serait, dans ce cas aussi, intéressant de connaître l'influence du choix de la règle de combinaison sur les indicateurs.

Développement des indicateurs existants et de nouveaux indicateurs :

Les trois types d'indicateurs que nous avons proposés dans la partie III.5 (Restitution des résultats) permettent de couvrir une partie des besoins du décideur. Il semble cependant que ces indicateurs pourraient être enrichis. De plus, nous pensons qu'il pourrait être intéressant d'implémenter des indicateurs différents pour fournir davantage d'information au décideur. Par exemple, l'indicateur de risque pourrait être développé et étendu pour permettre de différencier les types de risques tels que le risque financier, avec la notion de coût de l'événement négatif, ou le risque sur la sécurité des personnes, pour connaître les conséquences humaines en cas d'occurrence de l'événement. Dans un cadre plus large, il pourrait être intéressant d'étendre le modèle à toutes les composantes de l'analyse BOCR (Bénéfice-Opportunité-Coût-Risque) [Bouzarour-Amokrane *et al.*, 2012; Hillson, 2002; Tchanganani et Pérès, 2010] et donc aux indicateurs qui lui sont associés pour permettre de traiter des événements positifs et de couvrir la majeure partie des besoins en information d'un décideur.

Définition des mécanismes de transition entre les retours d'expérience en fonction de la quantité de données :

Comme nous l'avons évoqué précédemment, le principal intérêt de l'hybridation entre retours d'expérience statistique et cognitif est de fournir une information statistique consolidée par l'expertise dans le cadre d'une activité industrielle qui en est à ses débuts. En effet, pour compléter une information statistique peu fiable à cause de la faible quantité de données disponibles, l'opinion d'experts du domaine permet de disposer des connaissances nécessaires pour mettre en œuvre des mécanismes d'aide à la décision. Cependant, la quantité de données doit logiquement augmenter avec le temps pour finir par donner des statistiques représentatives. La période de transition entre un état où le besoin en connaissances expertes du début de l'activité est fort et un état où les statistiques se suffisent à elle-même peut prendre plusieurs années et nécessite la mise en place de mécanismes diminuant progressivement l'influence des avis d'experts proportionnellement à l'augmentation de la représentativité des statistiques. Parmi les pistes envisageables, nous pensons que la plus prometteuse réside dans l'extension des mécanismes gérant la fiabilité des avis d'experts pour modéliser ce phénomène. Le mécanisme d'affaiblissement simple (partie III.2.1.3 - Introduction du niveau de confiance dans l'avis de l'expert) qui consiste à pondérer tous les éléments de la distribution de masses de croyance par un coefficient représentant la fiabilité pourrait être utilisé pour caractériser le fait que les avis d'experts sont de moins en moins « fiables » en comparaison des statistiques. Il conviendrait donc d'étudier l'évolution de la représentativité des statistiques pour adapter la valeur du coefficient d'affaiblissement en conséquence.

Optimisation, extension et valorisation de l'outil informatique utilisant les réseaux évidentiels dirigés :

La chapitre IV a permis d'introduire un outil informatique développé au sein du Centre de Ressources et de Compétences « Ingénierie de la Décision et de la Communication pour l'Entreprise » (CRC-IDCE) de l'École Nationale d'Ingénieurs de Tarbes. Cet outil n'en est, à l'heure actuelle, qu'à sa première version et peut être amélioré. Parmi les améliorations possibles, l'optimisation du programme pour diminuer le temps de calcul semble importante. En termes d'utilisation, ce programme ne dispose pas à l'heure actuelle d'une Interface Homme-Machine (IHM), la construction du réseau et la saisie des connaissances sont réalisées au moyen de fichiers « textes » qui sont compliqués à utiliser pour quelqu'un qui n'est pas formé à leur utilisation. Le développement d'une IHM performante est donc un prérequis indispensable au déploiement de cet outil dans le milieu industriel. Pour finir, nous pensons qu'il serait intéressant de tenter de déployer cet outil dans des contextes différents pour valider son fonctionnement. Parmi les domaines industriels qui nous semblent pertinents pour ce déploiement, outre la déconstruction et la maintenance aéronautiques que nous avons présentées dans ce mémoire, nous pensons que la gestion de projet pourrait être un cadre intéressant. En effet, les contraintes de cette activité sont similaires à celles que nous avons rencontrées, en particulier pour ce qui est du couplage entre statistiques et expertises (il y a généralement des statistiques sur les projets précédents mais elles ne sont pas parfaitement adaptées au nouveau projet, l'expertise est donc utilisée pour consolider les statistiques) et de l'incertitude qui entoure ce genre d'activités. D'autres travaux de recherche récents ont également cet objectif d'hybridation des retours d'expérience statistique et cognitif. Apedome [Apedome, 2012] propose, par exemple, une démarche d'intégration des aspects cognitifs au retour d'expérience dans le cadre de la maintenance industrielle pour une entreprise fabriquant des transmissions pour les engins agricoles.

Bibliographie

- ANAES - AGENCE NATIONALE D'ACCREDITATION ET D'ÉVALUATION EN SANTÉ (2003). Principes méthodologiques pour la gestion des risques en établissement de santé. Rapport technique.
- APEDOME, K. S. (2012). *Proposition d'une démarche d'intégration des aspects cognitifs au retours d'expérience statistique : Application à la maintenance industrielle*. Thèse de doctorat, Université Paris 8 - Vincennes-Saint-Denis.
- BARTHÉLÉMY, B. et QUIBEL, J. (2000). Gestion des risques de l'entreprise. *Techniques de l'Ingénieur - Traité de l'entreprise industrielle*, volume AG 1 100.
- BAUMARD, P. (1996). *Les Organisations Déconcertées - La gestion stratégique de la connaissance*. Masson.
- BAYES, T. (1763). An essay towards solving a problem in the doctrine of chances. *Philosophical Transactions of the Royal Society of London*, volume 53: pages 370–418.
- BERGMANN, R. (2002). *Experience Management*, volume volume 2432 de *Lecture Notes in Computer Science*. Springer Berlin / Heidelberg.
- BICKFORD, J. C. (2000). Sharing lessons learned in the department of energy. *Intelligent Lessons Learned Systems Workshop (AAAI-00)*, pages 5–8.
- BIRD, F. (1974). *Management guide to loss control*. Atlanta : Institute Press.
- BLANCHÉ, R. (1973). *Le raisonnement*. Presses Universitaires de France.
- BOUZAROUR-AMOKRANE, Y., TCHANGANI, A. et PÉRÈS, F. (2012). Defining and measuring risk and opportunity in BOCR framework for decision analysis. *10th International Conference of Modeling and Simulation - MOSIM'12 - June 6-8, 2012 - Bordeaux - France (à paraître)*.
- BRACHMAN, R. J. et LEVESQUE, H. J. (1985). *Readings in Knowledge Representation*. Morgan Kaufmann Publishers Inc.
- BRYSON, N. K.-M. et MOBOLURIN, A. (1999). A process for generating quantitative belief functions. *European Journal of Operational Research*, volume 115: pages 624–633.
- BÉLER, C. (2008). *Modélisation générique d'un retour d'expérience cognitif*. Thèse de doctorat, Institut National Polytechnique de Toulouse.
- CANADIAN STANDARDS ASSOCIATION (1997). *CAN/CSA-Q850-97 : Risk Management : Guideline for Decision Makers*.

- CLERMONT, P., BÉLER, C., RAKOTO, H., DESFORGES, X. et GENESTE, L. (2007). Capitalisation et exploitation du retour d'expérience : un raisonnement à partir de cas étendu aux systèmes socio-techniques. *Raisonnement à partir de cas, conception et configuration de produit*, volume 1: pages 249–277.
- COLLINS, A. M. et QUILLIAN, M. (1970). Facilitating retrieval from semantic memory : The effect of repeating part of an inference. *Acta Psychologica*, volume 33: pages 304–314.
- COOPER, G. F. (1990). The computational complexity of probabilistic inference using bayesian belief networks. *Artificial Intelligence*, volume 42: pages 393–405.
- COSO - COMMITTEE OF SPONSORING ORGANIZATIONS OF THE TREADWAY COMMISSION (2004). *Enterprise Risk Management - Integrated Framework*.
- CUNEO, A. (2003). *Le maître de Garamons*. Stock.
- D'AMBROSIO, B. (1993). Incremental probabilistic inference. *Proceedings of the ninth Conference of Uncertainty in Artificial Intelligence*, pages 301–308.
- DELAHAYE, P. (1996). REX-FIAB : Un système de retour d'expérience sur la fiabilité d'équipements. *10ème Colloque National de Fiabilité et Maintenabilité*, pages 1015–1021.
- DEMPSTER, A. (1967). Upper and lower probabilities induced by a multivalued mapping. *Annals of Mathematical Statistics*, volume 38: pages 325–329.
- DENOEUX, T. (2004). Théorie des fonctions de croyance et classification. *In Séminaire IRIT, Toulouse, 2 juin 2004*.
- DENOEUX, T. (2006). Construction of predictive belief functions using a frequentist approach. *Proceedings of IPMU*.
- DENOEUX, T. (2008). Conjunctive and disjunctive combination of belief functions induced by nondistinct bodies of evidence. *Artificial Intelligence*, volume 172: pages 234–264.
- DENOEUX, T. (2011). Introduction to belief functions. *In First BFTA Spring School on Belief Functions, Autrans, France, 4-8 April 2011*.
- DENOEUX, T. et MASSON, M. H. (2004). EVCLUS : evidential clustering of proximity data. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B : Cybernetics*, volume 34: pages 95–109.
- DUBEY, A. et DUFRESNE, F. (2002). Support du cours de gestion des risques de l'institut des sciences acturielles (ISA) de l'université de lausanne <http://www.hec.unil.ch/isa/riskman01/>.
- DUBOIS, D. et PRADE, H. (1987). The principle of minimum specificity as a basis for evidential reasoning. *In Uncertainty in Knowledge-Based Systems*, volume 286 de *Lecture Notes in Computer Science*, pages 75–84. Springer Berlin / Heidelberg.
- DUBOIS, D. et PRADE, H. (1988). Representation and combination of uncertainty with belief functions and possibility measures. *Computational Intelligence*, volume 4: pages 244–264.
- DUBOIS, D. et PRADE, H. (2001). *Possibility Theory*. John Wiley and Sons, Inc.
- DUBOIS, D. et PRADE, H. (2009). *Formal representation of uncertainty*, chapitre 3. UK and Wiley.
- DUIZABO, R. et GUILLAUME, N. (1996). Les enjeux du transfert de connaissances. *Université Paris Dauphiné - Cahier du GRES*, volume 9601.
- ELLSBERG, D. (1961). Risk, ambiguity, and the savage axioms. *The Quarterly Journal of Economics*, volume 75: pages 643–669.

-
- ERMINE, J.-L., CHAILLOT, M., BIGEON, P., CHARRETON, B. et MALAVIEILLE, D. (1996). MKSM, méthode pour la gestion des connaissances. *Ingénierie des systèmes d'information*, volume 4: pages 541–575.
- GAILLARD, I. (2005). Etat des connaissances sur le retour d'expérience industriel et ses facteurs socioculturels de réussite ou d'échec. *Cahier de l'ICSI*, volume 2.
- GODICHAUD, M. (2009). *Outils d'aide à la décision par la sélection des filières de revalorisation des produits issus de la déconstruction des systèmes en fin de vie : Application au domaine aéronautique*. Thèse de doctorat, Institut National Polytechnique de Toulouse.
- GONDRAN, M. et MINOUX, M. (1990). *Graphes et algorithmes*. Eyrolles.
- GOODMAN, L. A. (1965). On simultaneous confidence intervals for multinomial proportions. *Technometrics*, volume 7: pages 247–254.
- GOURC, D. (2006). *Vers un modèle général du risque pour le pilotage et la conduite des activités de biens et de services : Propositions pour une conduite des projets et une gestion des risques intégrées - Mémoire pour l'Habilitation à Diriger la Recherche (HDR)*. Thèse de doctorat, Institut National Polytechnique de Toulouse.
- GOURIVEAU, R. (2003). *Analyse 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.
- GRELOT, F. et GUILLAUME, B. (2004). Retour d'expérience, une façon d'écrire l'histoire? *Les inondations du Gard de septembre 2002 ou l'expertise scientifique collective au service d'un retour d'expérience*.
- GRUBER, T. R. (1995). Toward principles for the design of ontologies used for knowledge sharing? *International Journal of Human-Computer Studies*, volume 43: pages 907–928.
- GRUNDSTEIN, M. (2002). De la capitalisation des connaissances au renforcement des compétences dans l'entreprise étendue. In *1er colloque du groupe de travail « Gestion des Compétences et des Connaissances en Génie Industriel »*.
- HARMANEC, D. (1999). Measures of uncertainty and information. Contribution to the Documentation Section on the website of the Society for Imprecise Probability Theory and Applications (SIPTA) : <http://www.sipta.org>.
- HATON, J.-P. et HATON, M.-C. (2000). Systèmes à base de connaissances. *Techniques de l'ingénieurs*, volume H3740.
- HAVEY, M. (2005). *Essential Business Process Modeling*. O'Reilly Media, Inc.
- HAYES, P. J. (1977). In defense of logic. *Fifth International Joint Conference on Artificial Intelligence (IJCAI-77)*, pages 559–565.
- HEDLUND, G. et NONAKA, I. (1993). *Models of knowledge management in the West and Japan*, pages 117–144. Blackwell.
- HENRION, M. (1988). Propagating uncertainty in bayesian networks by probabilistic logic sampling. *Uncertainty in Artificial Intelligence 2*, pages 149–163.
- HILLSON, D. (2002). Extending the risk process to manage opportunities. *International Journal of Project Management*, volume 20: pages 235–240.
- HOWARD, R. A. et MATHESON, J. E. (2005). Influence diagrams. *Decision Analysis*, volume 2: pages 127–143.
- HSIA, Y. T. (1991). Characterizing belief with minimum commitment. *International Joint Conference on Artificial Intelligence (IJCAI'91)*, volume 2: pages 1184–1189.

- IFRIMA - INTERNATIONAL FEDERATION OF RISK AND INSURANCE MANAGEMENT ASSOCIATIONS (1995). *International risk management lexicon*.
- INTERNATIONAL ORGANIZATION FOR STANDARDIZATION (ISO) (1999). ISO/IEC Guide 51 : Safety aspects - Guidelines for their inclusion in standards. Rapport technique, International Organization for Standardization (ISO) - Genève (Suisse).
- INTERNATIONAL ORGANIZATION FOR STANDARDIZATION (ISO) (2002). ISO/IEC Guide 73 : Risk management - Vocabulary - Guidelines for use in standards. Rapport technique, International Organization for Standardization (ISO) - Genève (Suisse).
- INTERNATIONAL ORGANIZATION FOR STANDARDIZATION (ISO) (2003). ISO 17666 : Space systems - Risk management. Rapport technique, International Organization for Standardization (ISO) - Genève (Suisse).
- JABROUNI, H., KAMSU-FOGUEM, B. et GENESTE, L. (2008). Le retour d'expérience industriel : une aide à la décision basée sur les connaissances. *Financial and Economic Engineering Symposium (FEES'08)*.
- JENSEN, F., LAURITZEN, S. et OLESEN, K. (1990). Bayesian updating in causal probabilistic networks by local computations. *Computational Statistics Quarterly*, volume 4: pages 269–282.
- JENSEN, F. et NIELSEN, T. (2007). *Bayesian Networks and Decision Graphs*. Springer.
- KERVERN, G.-Y. et RUBISE, P. (1991). *L'archipel du danger : introduction aux cindyniques*. Economica, Paris.
- KERZNER, H. (2009). *Project Management : A Systems Approach to Planning, Scheduling, and Controlling, 10th Edition*. John Wiley and Sons.
- KIM, J. H. et PEARL, J. (1983). A computational model for causal and diagnostic reasoning in inference systems. *Proceeding of International Joint Conferences on Artificial Intelligence, IJCAI'83*, pages 190–193.
- KJAERULFF, U. (1993). Approximation of bayesian networks through edge removals - research report IR-93-2007. Rapport technique, Department of Computer Science, Aalborg University, Danemark.
- KNUBLAUCH, H. (2002). *An Agile Development Methodology for Knowledge-Based Systems Including a Java Framework for Knowledge Modeling and Appropriate Tool Support*. Thèse de doctorat, Universität Ulm, Fakultät für Informatik.
- LACOMME, P., PRINS, C. et SEVAUX, M. (2003). *Algorithmes de graphes*. Eyrolles.
- LAURITZEN, S. L. et SPIEGELHALTER, D. J. (1988). Local computations with probabilities on graphical structures and their application to expert systems. *Journal of the Royal Statistical Society*, volume 50: pages 157–224.
- LEE, A. H. (2009). A fuzzy supplier selection model with the consideration of benefits, opportunities, costs and risks. *Expert Systems with Applications*, volume 36: pages 2879–2893.
- LEFEVRE, E., COLOT, O. et VANNOORENBERGHE, P. (2002). Belief function combination and conflict management. *Information Fusion*, volume 3: pages 149–162.
- LEWKOWICZ, M. et ZACKLAD, M. (1999). MEMO-net, un collecticiel utilisant la méthode de résolution de problème dipa pour la capitalisation et la gestion des connaissances dans les projets de conception. *Actes de IC'99 : conférence Ingénierie des Connaissances*, pages p119–128.
- MARRS, F. O. et MUNDT, B. M. (2007). *Enterprise Concept : Business Modeling Analysis and Design*, pages 26–60. John Wiley and Sons, Inc.

-
- MERCIER, D., DENÈUX, T. et MASSON, M.-H. (2010). Belief function correction mechanisms. *In Foundations of Reasoning under Uncertainty*, volume 249 de *Studies in Fuzziness and Soft Computing*, pages 203–222. Springer Berlin / Heidelberg.
- MIAT - MINISTÈRE DE L'INTÉRIEUR ET DE L'AMÉNAGEMENT DU TERRITOIRE (2006). Guide méthodologique : La conduite du retour d'expérience, éléments techniques et opérationnels.
- MINSKY, M. (1974). A framework for representing knowledge. Rapport technique, Massachusetts Institute of Technology.
- MOORE, R. E. (1966). *Interval Analysis*. Prentice-Hall.
- MURPHY, K. (2002). *Dynamic Bayesian Networks : Representation, Inference and Learning*. Thèse de doctorat, University of California, Berkeley.
- NAÏM, P., WUILLEMIN, P.-H., LERAY, P., POURRET, O. et BECKER, A. (2004). *Réseaux Bayésiens*. Eyrolles.
- NEAL, R. M. (1993). Probabilistic inference using markov chain monte carlo methods. *Intelligence*, volume 62: page 144.
- NONAKA, I. (1994). A dynamic theory of organizational knowledge creation. *Organization Science*, volume 5: pages 14–37.
- OLÉRON, P. (1977). *Le raisonnement*. Presse Universitaire de France (collection "Que sais-je").
- O'SHAUGHNESSY, W. (1992). *La faisabilité de projet : Une démarche vers l'efficience et l'efficacité*. Les éditions SMG.
- PAMELA (2008). Diaporama de présentation des résultats du projet PAMELA <http://www.pamelalife.com/>.
- PAPADIMITRIOU, C. H. et STEIGLITZ, K. (1998). *Combinatorial Optimization : Algorithms and Complexity*. Dover Publications.
- PAPOULIS, A. et PILLAI, S. U. (2002). *Probability, Random Variables and Stochastic Processes with Errata Sheet*. McGraw Hill Higher Education.
- PEARL, J. (1988). *Probabilistic Reasoning in Intelligent Systems : Networks of Plausible Inference*. Morgan Kaufmann Publishers Inc.
- POLANYI, M. (1962). *Personal Knowledge : Towards a Post-Critical Philosophy*. Routledge, London, UK.
- PRAX, J.-Y. (2000). *Le Guide du Knowledge Management : Concepts et pratiques du management de la connaissance*. Dunod.
- QUILLIAN, M. R. (1966). *Semanitic memory*. Thèse de doctorat, Carnegie Institute of Technology, Pittsburg.
- RAKOTO, H. (2004). *Intégration du Retour d'Expérience dans les processus industriels : Application à Alstom Transport*. Thèse de doctorat, Institut National Polytechnique de Toulouse.
- RAKOTO, H., HERMOSILLO, J. et RUET, M. (2002). Integration of experience based decision support in industrial processes. *IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics*, volume 7.
- RAMASSO, E. (2007). *Reconnaissance de séquences d'états par le Modèle des Croyances Transférables : Application à l'analyse de vidéos d'athlétisme*. Thèse de doctorat, Université Joseph Fourier, Grenoble.

- RAMASSO, E., ROMBAUT, M. et PELLERIN, D. (2008). Modèle des croyances transférables : Représentation des connaissances, fusion d'informations, décision. Rapport technique, GIP-SAlab, Département Images et Signal.
- REXAO (2003). Groupement rexao (retour d'expérience et apprentissage organisationnel). Rapport technique.
- ROHMER, J. (2007). La théorie des possibilités comme outil de représentation des incertitudes épistémiques d'une chaîne de traitement du risque sismique. *7ème Colloque National AFPS 2007 – Ecole Centrale Paris*.
- SAATY, T. (2004). Fundamentals of the analytic network process — multiple networks with benefits, costs, opportunities and risks. *Journal of Systems Science and Systems Engineering*, volume 13: pages 348–379.
- SAVAGE, L. J. (1954). *The Foundations of Statistics*. Wiley.
- SCHREIBER, G., WIELINGA, B., de HOOG, R., AKKERMANS, H. et Van de VELDE, W. (1994). CommonKADS : a comprehensive methodology for kbs development. *IEEE Expert*, volume 9: pages 28–37.
- SHAFER, G. (1976). *A Mathematical Theory of Evidence*. Princeton University Press.
- SHENOY, P. P. et SHAFER, G. (1990). *Axioms for probability and belief-function propagation*, pages 575–610. Morgan Kaufmann Publishers Inc.
- SIENOU, A. (2009). *Proposition d'un cadre méthodologique pour le management intégré des risques et des processus d'entreprise*. Thèse de doctorat, Institut National Polytechnique de Toulouse.
- SIMON, C. et WEBER, P. (2009). Evidential networks for reliability analysis and performance evaluation of systems with imprecise knowledge. *Reliability, IEEE Transactions on*, volume 58: pages 69–87.
- SIMON, C., WEBER, P. et LEVRAT, E. (2007). Bayesian networks and evidence theory to model complex systems reliability. *Journal of Computers*, volume 2-1: pages 33–43.
- SMETS, P. (1993). Belief functions : The disjunctive rule of combination and the generalized bayesian theorem. *International Journal of Approximate Reasoning*, volume 9: pages 1–35.
- SMETS, P. (1995). The canonical decomposition of a weighted belief. *In Proceedings of the 14th international joint conference on Artificial intelligence*, volume volume 2, pages pages 1896–1901. Morgan Kaufmann Publishers Inc.
- SMETS, P. (2000). Quantified epistemic possibility theory seen as an hyper cautious transferable belief model. *Rencontres francophones sur les logiques floues et ses applications - La Rochelle, France*, pages 343–353.
- SMETS, P. (2002). The application of the matrix calculus to belief functions. *International Journal of Approximate Reasoning*, volume 31: pages 1–30.
- SMETS, P. (2005). Decision making in the tbm : the necessity of the pignistic transformation. *International Journal of Approximate Reasoning*, volume 38: pages 133–147.
- SMETS, P. et KENNES, R. (1994). The transferable belief model. *Artificial Intelligence*, Volume 66: pages 191–234.
- SOWA, J. (1984). *Conceptual structures : Information processing in mind and machine*. Addison-Wesley Pub., Reading, MA.

-
- STANDARDS ASSOCIATION OF AUSTRALIA (1999). Guidelines for managing risk in the Australian and New Zealand public sector - standard AS/NZS HB 143 : 1999 (99457). Rapport technique.
- TARMAC AEROSAVE (2009). Site internet de l'entreprise Tarmac Aerosave <http://www.tarmacaerosave.aero>.
- TCHANGANI, A. (2011). A model to support risk management decision-making. *Studies in Informatics and Control*, volume 20: pages 209–220.
- TCHANGANI, A. P. et PÉRÈS, F. (2010). BOCR framework for decision analysis. *12th IFAC Symposium on Large Scale Systems : Theory and Applications*, volume 9-1.
- TRABELSI, W. (2007). *Implementing and Comparing Exact Inference Algorithms in Evidential Networks*. Thèse de doctorat, Université de Tunis - Institut Supérieur de Gestion de Tunis - Laboratoire de recherche LARODEC.
- TREASURY BOARD OF CANADA SECRETARIAT (2010). Integrated risk management framework. Rapport technique, Treasury Board of Canada.
- VANNOORENBERGHE, P. (2003). Un état de l'art sur les fonctions de croyance appliquées au traitement de l'information. *Information - Interaction - Intelligence (I3 Journal)*, Volume 3-2: pages 9–45.
- VANNOORENBERGHE, P. et SMETS, P. (2005). Partially supervised learning by a credal em approach. *Symbolic and Quantitative Approaches to Reasoning with Uncertainty in Lecture Notes in Computer Science*.
- VILLEMEUR, A. (1988). *Sûreté de fonctionnement des systèmes industriels : fiabilité, facteurs humains, informatisation*. Eyrolles.
- VÉROT, Y. (2001). Retour d'expérience dans les industries de procédé. *Techniques de l'Ingénieur*, volume AG4610.
- WONG, S. K. M. et LINGRAS, P. (1994). Representation of qualitative user preference by quantitative belief functions. *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*, volume 6: pages 72–78.
- WYBO, J. L. (1999). Introduction aux cindyniques. *ESKA, Paris*.
- WYBO, J. L. et KOWALSKI, K. M. (1998). Command centers and emergency management support. *Safety Science*, volume 30: pages 131–138.
- XU, H. et SMETS, P. (1994). Evidential reasoning with conditional belief functions. *Proceedings of the 10th Conference on Uncertainty in Artificial Intelligence*, pages 598–605.
- YAGER, R. R. (1987). On the Dempster-Shafer framework and new combination rules. *Information Sciences*, volume 41: pages 93–137.
- YAGHLANE, A., DENOËUX, T. et MELLOULI, K. (2008). Elicitation of expert opinions for constructing belief functions. *In Uncertainty and intelligent information systems*, pages 75–88. World Scientific.
- YAGHLANE, B. B., SMETS, P. et MELLOULI, K. (2001). Belief function independence : I. the marginal case. *International Journal of Approximate Reasoning*, volume 29: pages 47–70.
- YAGHLANE, B. B., SMETS, P. et MELLOULI, K. (2002). Belief function independence : II. the conditional case. *International Journal of Approximate Reasoning*, volume 31: pages 31–75.
- YAGHLANE, B. B., SMETS, P. et MELLOULI, K. (2004). *Directed Evidential Networks with Conditional Belief Functions*, volume 2711 de *Lecture Notes in Computer Science*, pages 291–305. Springer Berlin / Heidelberg.

ZADEH, L. A. (1965). Fuzzy sets. *Information and Control*, volume 8: pages 338–353.

ZADEH, L. A. (1978). Fuzzy sets as a basis for a theory of possibility. *Fuzzy Sets and Systems*, volume 1: pages 3–28.

ZUR MUEHLEN, M. et ROSEMAN, M. (2005). Integrating risks in business process models. *Proceedings of the 2005 Australasian Conference on Information Systems (ACIS 2005)*, Manly, Sydney, Australia.

Bibliographie de l'auteur

- GODICHAUD, M., PERES, F., GONZALEZ, V., TCHANGANI, A., CRESPO, A. et VILLENEUVE, E. (2011). Integration of warranty as a decision variable in the process of recertification of parts resulting from end-of-life system dismantling. *IEEE International Conference on Quality and Reliability – ICQR – Bangkok (Thailand)*.
- VAREILLES, E., BELER, C., VILLENEUVE, E., ALDANONDO, M. et GENESTE, L. (2009). Interactive configuration and time estimation of civil helicopter maintenance. *Workshop on Configuration in the European International Joint Conferences on Artificial Intelligence (IJ-CAI'09) – Los Angeles (USA)*.
- VILLENEUVE, E., BELER, C., PERES, F. et GENESTE, L. (2011a). Couplage des réseaux bayésiens et des fonctions de croyance pour l'évaluation du risque – application à la déconstruction d'avion. *9ème Congrès International Pluridisciplinaire en Qualité et Sécurité de Fonctionnement – QUALITA 2011 – Angers (France)*.
- VILLENEUVE, E., BELER, C., PERES, F. et GENESTE, L. (2011b). Hybridization of bayesian networks and belief functions to assess risk : application to aircraft disassembly. *Proceedings of International Conference on Industrial Engineering and Systems Management (IESM2011)*.
- VILLENEUVE, E., BELER, C., PERES, F. et GENESTE, L. (2011c). Évaluation des risques utilisant le couplage des réseaux bayésiens et des fonctions de croyance – application à la déconstruction d'avion. *Journées Nationales - Journées Doctorales du Groupe de Recherche "Modélisation, Analyse et Conduite des Systèmes dynamique" – JNJD MACS – Marseille (France)*.
- VILLENEUVE, E., PERES, F. et GENESTE, L. (2010). An approach to improve risk assessment using experience feedback. *Doctoral Spring Workshop – "Product and Asset Lifecycle Management" – Islantilla (Spain)*.

Hybridation des retours d'expérience statistique et cognitif pour l'évaluation des risques: application à la déconstruction des aéronefs

Les travaux de recherche présentés dans ce document s'inscrivent dans le cadre de la gestion des connaissances appliquée à la déconstruction des avions en fin de vie avec pour objectif l'aide à la décision par l'évaluation des risques. Pour répondre à cet objectif, nous avons développé des mécanismes d'aide à la décision hybridant les retours d'expérience statistique et cognitif pour évaluer les risques sur les zones critiques d'un système. L'approche proposée permet la combinaison des avis d'experts du domaine avec des statistiques issues d'une base de données en utilisant les fonctions de croyance. L'évaluation des risques est réalisée par le traitement des connaissances combinées au moyen d'un modèle utilisant les réseaux évidentiels dirigés. Ce document s'articule en quatre chapitres.

Le premier chapitre constitue un état de l'art abordant les notions liées au risque et au retour d'expérience. Il permet de définir les concepts clés concernant l'évaluation du risque, la gestion des connaissances (et en particulier le processus de retour d'expérience) ainsi que les passerelles entre ces deux concepts.

Le second chapitre permet d'introduire un modèle d'évaluation des risques basé sur les méthodes bayésiennes. Cependant, les méthodes bayésiennes ont des limites, en particulier pour ce qui concerne la modélisation de l'incertitude épistémique inhérente aux avis d'experts, qui nous ont incité à proposer des alternatives, telles les fonctions de croyance et les réseaux évidentiels dirigés que nous avons finalement choisi d'utiliser.

Le troisième chapitre propose une démarche permettant d'évaluer les risques en utilisant les réseaux évidentiels dirigés. L'approche proposée décrit les mécanismes utilisés pour formaliser et fusionner les connaissances expertes et statistiques, puis pour traiter ces connaissances au moyen des réseaux évidentiels dirigés. Pour finir, des indicateurs permettant la restitution des résultats au décideur sont introduits.

Le dernier chapitre présente le projet DIAGNOSTAT qui a servi de cadre à ces travaux de recherche et expose un cas d'étude permettant d'appliquer la démarche introduite précédemment à la déconstruction des avions en fin de vie au moyen de deux scénarios.

Mots clés : Retour d'expérience, Évaluation des risques, Réseaux bayésiens, Diagrammes d'influence, Fonctions de croyance, Réseaux évidentiels dirigés.

Hybridization of statistical and cognitive experience feedback to assess risk: Application to aircraft deconstruction

The research work presented in this document relates to knowledge management applied to aircraft deconstruction. The aim of this work is to provide a decision support system for risk assessment. To meet this objective, mechanisms for decision support hybridizing cognitive and statistical experience feedback to perform risk assessment on system critical areas have been developed. The proposed approach allows to combine expert opinion with statistics extracted from a database by using belief functions. The risk assessment is performed by the combined knowledge processing using a model based on directed evidential networks. This document is divided into four chapters.

The first chapter is a state of the art addressing concepts related to risk and experience feedback. It defines key concepts for risk assessment, knowledge management (in particular the experience feedback process) and the links between these two concepts.

The second chapter allows to introduce a risk assessment model based on Bayesian methods. However, Bayesian methods have some limitations, particularly with respect to epistemic uncertainty modelling. That is why, some alternatives have been proposed, such as belief functions and directed evidential networks that we finally chose to use.

The third chapter proposes an approach for assessing the risk using directed evidential networks. The proposed approach describes the mechanisms used to formalize and combine expert and statistical knowledge, and then to process this knowledge with directed evidential networks. Finally, indicators to inform the decision maker about results are introduced.

The last chapter presents the DIAGNOSTAT project which provided the framework for this research and a study case to apply the approach introduced earlier for aircraft deconstruction by using two scenarios.

Keywords: Experience feedback, Risk assessment, Bayesian networks, Influence diagrams, Belief functions, Directed evidential networks.