



Open Archive Toulouse Archive Ouverte (OATAO)

OATAO is an open access repository that collects the work of Toulouse researchers and makes it freely available over the web where possible.

This is an author-deposited version published in: <http://oatao.univ-toulouse.fr/>
Eprints ID: 6622

To cite this document:

Villeneuve, Eric and Béler, Cédric and Peres, François and Geneste, Laurent
Couplage des réseaux bayésiens et des fonctions de croyance pour l'évaluation du risque. Application à la déconstruction d'avion. (2011) In: Congrès Qualita 2011, 23-25 Mars 2011, Angers, France.

Any correspondence concerning this service should be sent to the repository administrator: staff-oatao@inp-toulouse.fr

Couplage des réseaux bayésiens et des fonctions de croyance pour l'évaluation du risque.

Application à la déconstruction d'avion

Éric VILLENEUVE, Cédric BELER, François PERES et Laurent GENESTE

Laboratoire Génie de Production

Université de Toulouse – École Nationale d'Ingénieurs de Tarbes (ENIT)

47 Avenue d'Azereix – BP 1629 – 65016 Tarbes CEDEX – France

Eric.Villeneuve@enit.fr, Cedrick.Beler@enit.fr, Francois.Peres@enit.fr, Laurent.Geneste@enit.fr

Résumé – Cette communication a pour objectif de présenter des travaux sur la gestion des connaissances appliqués à la déconstruction des avions en fin de vie. Nous proposons un modèle utilisant les réseaux bayésiens pour évaluer les risques et nous présentons trois approches destinées à intégrer les fonctions de croyance dans le modèle d'évaluation des risques proposé.

Réseaux bayésien, fonctions de croyance, évaluation des risques, gestion des connaissances, déconstruction aéronautique.

I. INTRODUCTION

La déconstruction des avions connaît aujourd'hui un développement 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. Des changements récents dans la réglementation accroissent aussi sensiblement la responsabilité des avionneurs en ce qui concerne la gestion de la fin de vie de leurs appareils. Enfin les problématiques environnementales actuelles poussent les constructeurs d'aéronefs à intégrer la dimension écologique dans leurs stratégies industrielles.

Cette communication a pour objectif de présenter des travaux sur la gestion des connaissances appliqués à la déconstruction des avions en fin de vie. Nos travaux s'inscrivent dans le cadre du projet appelé « DIAGNOSTAT ». Ce projet, labellisé par le pôle Aérospace Valley, est financé par le Fond Unique Interministériel (FUI) qui, en France, soutient des projets de recherche appliquée. Il regroupe des industriels majeurs dans le 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, Ile de France et Poitou-Charentes.

A. Problématique

Le projet DIAGNOSTAT concerne deux aspects particuliers de la déconstruction d'un avion qui sont, d'une part, la récupération et la certification de pièces pour les réutiliser en tant que rechanges, et, d'autre part, la collecte de connaissances sur l'état de l'appareil (et notamment de ses zones critiques) pour améliorer la conception et/ou la maintenance des avions.

Dans ce contexte, nous nous intéressons spécifiquement à la capitalisation des connaissances produites lors de la déconstruction d'avion en fin de vie et à leur réutilisation. Nous avons pour objectif de mettre en place un système d'information visant à faciliter la gestion des connaissances utilisées lors de la déconstruction d'un avion et notamment pendant la phase d'inspection de l'appareil. Il est prévu, dans un premier temps, de construire une procédure d'inspection permettant de récolter et de formaliser ces informations de manière systématique. Par la suite,

ces données seront stockées dans le système d'information. Pour finir, un module sera développé pour permettre d'analyser, de capitaliser et d'exploiter les connaissances générées lors de l'inspection ou de l'analyse des données. Cet outil de retour d'expérience statistique doit offrir la possibilité de mettre en adéquation les conditions de vie et d'utilisation de l'avion avec les différents défauts constatés sur certaines zones critiques de l'appareil au moyen d'analyses statistiques.

Ce cadre de travail se prête bien au développement d'une application destinée à évaluer les risques sur les zones et les pièces critiques d'un avion. Cet outil utilisera une base de données ainsi que le module d'analyse statistique qui seront déployés dans le cadre du projet DIAGNOSTAT 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 contiendra 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 permettra, quant à lui, la mise en perspective de ces informations pour produire des statistiques exploitables par l'utilisateur. Nous proposons 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, intégrera la connaissance d'experts pour fournir une évaluation synthétique du risque sur une pièce ou une zone critique de l'appareil (Figure 1).

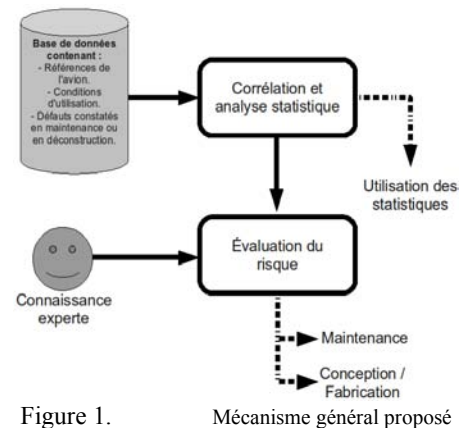


Figure 1. Mécanisme général proposé

B. Approche employée

Pour répondre à cette problématique, nous avons réalisé par un état de l'art englobant les domaines scientifiques utiles pour nos travaux (gestion des connaissances, retour d'expérience, évaluation des risques) et nous avons modélisé le processus de déconstruction

d'un avion pour parvenir à une meilleure compréhension des enjeux et des contraintes liés à cette activité [1].

Nous avons alors construit un modèle d'évaluation du risque se basant sur notre étude bibliographique pour représenter le risque. Nous avons utilisé les réseaux bayésiens pour leur capacité à modéliser simplement une situation quelconque de risque que nous avons ensuite étendue pour parvenir à un modèle générique d'évaluation du risque.

Cependant, la modélisation de l'incertitude est rendue assez complexe du fait des limitations induites par les réseaux bayésiens et plus particulièrement par les mécanismes de calcul probabiliste qui leur sont associés. Nous avons donc choisi de travailler à l'intégration des fonctions de croyance dans le modèle utilisant les réseaux bayésiens.

Cette communication est constituée de trois parties. Nous développons, dans un premier temps, les concepts utiles à la compréhension des mécanismes d'aide à la décision présentés dans cette communication. Nous commençons par les notions liées à l'évaluation des risques et nous expliquons ensuite les concepts associés aux réseaux bayésiens.

Nous proposons ensuite un modèle utilisant les réseaux bayésiens pour évaluer les risques et nous détaillons ses différentes applications et limites d'utilisation.

Pour finir, nous introduisons les fonctions de croyance, qui permettent de pallier certaines limitations induites par les réseaux bayésiens, et nous présentons trois approches destinées à intégrer les fonctions de croyance dans le modèle d'évaluation des risques proposé et les perspectives offertes par ces mécanismes.

II. CONCEPTS

A. Évaluation des Risques

Les différents concepts utiles à la compréhension des mécanismes d'aide à l'évaluation des risques proposés sont présentés dans cette section. Nous commençons par définir la notion de risque. Nous analysons ensuite la phase d'évaluation des risques, qui s'inscrit dans le cadre plus global du management des risques que nous ne développerons pas ici. Pour finir, nous présenterons l'architecture de représentation des risques retenue.

1) Notion de risque

Les différentes définitions, issues de la littérature, présentent généralement le risque comme étant une combinaison d'un aléa et d'une vulnérabilité, c'est-à-dire le produit entre une probabilité d'occurrence d'un événement négatif (l'aléa) et le degré de gravité estimé de cet événement (la vulnérabilité) [2]. Cette définition ne prend cependant pas en compte les notions de causes et de conséquences présentées comme des attributs du risque. Nous retiendrons donc la définition synthétisée dans [3] 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 $R = f(\text{occurrence}, \text{impact}) = f(P, I)$.

2) Évaluation des risques

Selon le processus de management des risques, l'évaluation des risques consiste à positionner la situation étudiée par rapport aux autres situations connues. Le principal outil pour parvenir à ce résultat est le référentiel de risques où le positionnement d'un risque est lié à une combinaison entre sa probabilité d'occurrence, son niveau de gravité et son niveau de risque (Figure 2).

Les référentiels de risques permettent une représentation 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.

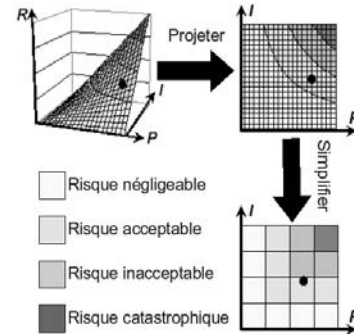


Figure 2. Représentations 3D, 2D et 2D simplifiée d'un référentiel de risques.

3) Architecture utilisée

La représentation du risque, présentée dans la partie «II.A.1» de cette communication, peut aisément être étendue à des risques plus complexes en utilisant la succession des événements décrite précédemment. Chaque situation est composée d'événements « cause », d'événements « conséquence » et d'un événement « cible ». Il est donc envisageable de parcourir une chaîne de situations (un événement « conséquence » d'une situation étant aussi un événement « cause » d'une autre, et inversement) pour étudier les causes racines ou les conséquences finales. Cette représentation des risques en cascade (Figure 3) permet de formaliser les connaissances issues de la déconstruction et de la maintenance d'un avion. L'expertise est utilisée en parallèle du retour d'expérience classique pour retrouver l'enchaînement des événements et les causes primaires du problème.

B. Les Réseaux Bayésiens

1) Principe

Les réseaux bayésiens sont des modèles graphiques destinés à formaliser la connaissance. Ce sont des graphes orientés et sans circuit où la connaissance est représentée par des variables.

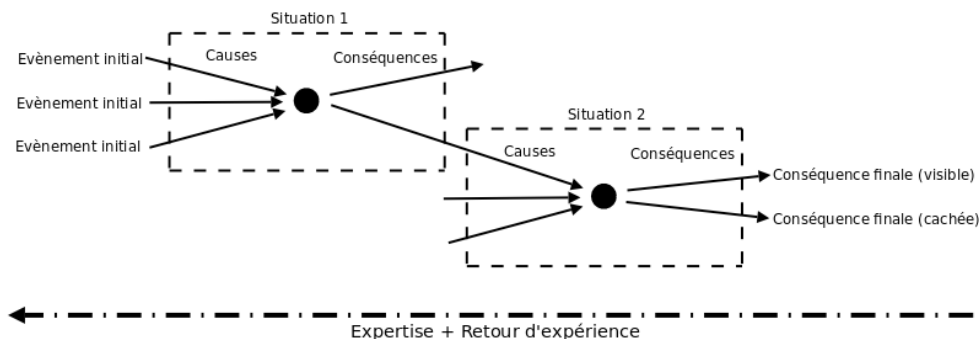


Figure 3. Représentation des risques en cascade.

Chaque nœud du graphe représente une variable et les arcs représentent les dépendances probabilistes entre ces variables. Selon [4], si $\{X_i, i=1, \dots, n\}$ est l'ensemble des variables du réseau, alors $pa(X_i)$ est l'ensemble des parents (aussi appelés prédécesseurs ou causes) de X_i . Un réseau bayésien est donc structuré par les variables, les arcs et les tables de probabilités. Les variables X_1, \dots, X_n sont représentées par des nœuds. Les arcs entre les variables servent à représenter les liens de causalité pour former un graphe acyclique orienté. Pour chaque variable X_i , des tables de probabilités sont définies en fonction de ses parents, $P(X_i | pa(X_i))$. Ainsi l'ensemble des probabilités définit la distribution de probabilités jointes pour le réseau :

$$P(X_1, \dots, X_n) = \prod_{i=1}^n P(X_i | pa(X_i))$$

Les tables de probabilités conditionnelles peuvent également définir des règles déterministes comme par exemple, si $X = a_i$ alors $Y = b_j$. Ces règles permettent alors de modéliser des portes logiques ou des problèmes de satisfaction de contraintes.

La propagation des informations dans le réseau se fait par le biais de l'inférence bayésienne. Cette démarche permet de calculer ou de réviser les probabilités des hypothèses du réseau en fonction des tables de probabilités et des connaissances acquises au cours du temps. Les mécanismes d'inférence bayésienne [5] utilisent des règles de combinaison des probabilités découlant du théorème de Bayes qui ne seront pas développées ici.

2) Diagramme d'influence

Les diagrammes d'influence permettent de représenter graphiquement des situations décisionnelles. Cette généralisation des réseaux bayésiens 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 [6][7]. Les nœuds chance représentent les différentes variables du problème. Ce sont les mêmes nœuds que dans les réseaux bayésiens. Les nœuds de décision permettent de modéliser les différentes alternatives à la disposition du décideur pour chaque décision du problème. Enfin, 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.

Dans un diagramme d'influence, étant donnée 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. Enfin, lorsqu'un arc pointe vers un nœud d'utilité, il représente une des composantes de la table d'utilité associée à ce nœud.

III. PROPOSITION D'UN MODÈLE

A. Présentation

Pour construire le modèle d'évaluation des risques, nous avons choisi de nous baser sur la représentation des risques en cascade (Figure 3). Nous avons cependant fait évoluer cette modélisation car, dans la problématique traitée, l'évènement redouté n'est pas le défaut mais les conséquences de ce défaut qui sont généralement plus destructrices que le défaut lui-même.

Le modèle (Figure 4) utilise et respecte les principes du diagramme d'influence pour fournir une évaluation du risque sur une pièce ou un sous-ensemble. Il est composé de deux parties. La première utilise uniquement les réseaux bayésiens pour représenter le risque et calculer la probabilité d'occurrence des évènements redoutés. La seconde 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.

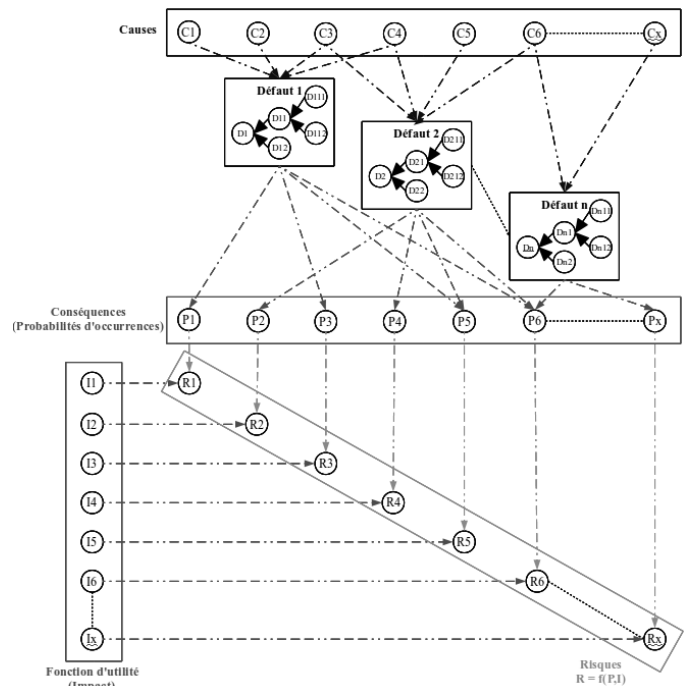


Figure 4. Modèle d'évaluation des risques

Nous utilisons donc une structure sur trois niveaux pour représenter le risque et calculer sa probabilité d'occurrence. Cette phase de traitement des données utilise uniquement les réseaux bayésiens et les mécanismes d'inférence qui leurs sont associés pour propager l'information dans les trois niveaux. Les trois niveaux sont donc :

- les causes : évènements qui conduisent à la survenue du ou des défauts. Les causes peuvent être issues de la vie de l'appareil avant sa déconstruction mais aussi 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 4.
- les défauts : phénomènes physiques observés sur une pièce, un sous-ensemble ou l'avion. Nous avons choisi de représenter des défauts hiérarchisés pour respecter la structure du système étudié. Par conséquent, un système composé de deux pièces sera représenté par 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. Dans le cas inverse, il est impossible de déterminer quelle pièce est effectivement touchée.
- les conséquences : évènements 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 durant l'inspection et les tests de recertification des pièces ou sous-ensembles.

L'exemple de la Figure 5 permet d'illustrer le fonctionnement du modèle sur un cas simple d'application.

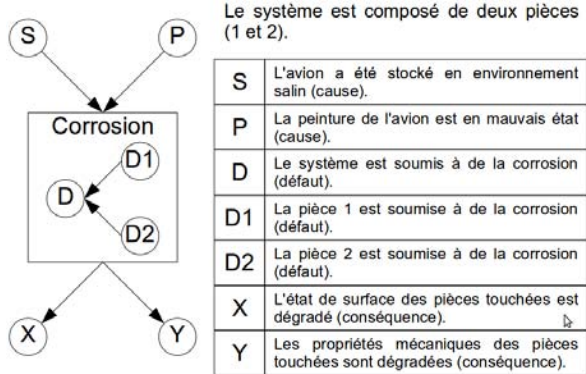


Figure 5. Exemple d'application du modèle

Les causes sont caractérisées par leurs probabilités d'occurrence (par exemple, il y a 80% de chance que la cause *S* soit vraie). Les défauts et les conséquences sont définis par des tables de probabilités conditionnelles regroupant les informations sur l'impact des différentes causes sur la probabilité d'apparition du défaut (par exemple, si *S* et *P* sont vraies, il y a 95% de chance que *D* soit vrai). 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 *D1* est vrai alors *D* est vrai).

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 quantifier l'impact d'une conséquence. Il y a donc autant de nœuds d'utilité que de conséquences. Chaque conséquence est alors couplée avec son nœud d'utilité au travers d'un nœud de décision qui permet alors d'évaluer le risque en utilisant une fonction de type « *Risque = Probabilité x Impact* ».

B. Utilisations envisageables

L'utilisation première de ce modèle est donc l'évaluation des risques pendant la déconstruction d'un avion. L'utilisateur devra pouvoir rapidement estimer si la pièce ou le sous-ensemble a des chances d'être réutilisable. L'objectif est alors de fournir une évaluation du risque rapide à partir des informations résultant de la vie 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'infirmier ou de conforter les choix du décideur.

Ce type de représentation offre également un certain nombre de possibilités d'exploitation supplémentaires. Voici quelques unes des utilisations possibles que nous avons recensées :

- Pronostic spatial : 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 engager des contrôles supplémentaires lorsque des phénomènes généralement associés à des défauts critiques sont détectés.
- 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.

C. Limites

Un des premiers problèmes rencontrés, réside dans le fait qu'il est impossible de réunir, dans un seul et même modèle utilisant les diagrammes d'influence, les connaissances de plusieurs experts et d'une base de données statistiques alors que ce sont les objectifs de notre projet. Il convient donc de déterminer une méthode de fusion des connaissances statistiques et expertes en amont du modèle.

De plus, les réseaux bayésien fonctionnent en entrée 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, la variabilité, c'est un outil peu adapté pour bien prendre en compte le caractère épistémique de l'information (incomplétude, imprécision). 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 [8].

IV. INTÉGRATION DES FONCTIONS DE CROYANCE

Nous avons donc choisi d'utiliser les fonctions de croyances, et plus particulièrement le Modèle des Croyances Transférables (MCT) pour pouvoir modéliser le caractère épistémique de l'information experte. Nous avons fait ce choix car c'est un cadre riche et flexible qui généralise la théorie des probabilités et la théorie des possibilités.

Ci-dessous, nous introduisons rapidement le MCT en insistant davantage sur les différents moyens de représentation de l'information. Le lecteur intéressé pourra se reporter notamment à [9] pour une description plus poussée du MCT.

A. Modèle des Croyances Transférables

Le MCT interprète une fonction de croyance comme la représentation de l'opinion d'un agent rationnel en se basant uniquement sur la croyance ou l'état de connaissance de l'individu et même si celle-ci est imprécise ou incomplète.

1) Niveau crédal et niveau pignistique

Le modèle des croyances transférables repose sur l'hypothèse que raisonner dans l'incertain (niveau crédal) et prise de décision (niveau pignistique) sont deux tâches cognitives de nature différentes :

- 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).
- Le niveau pignistique correspond à la prise de décision. Il s'agit alors de transformer les mesures subjectives de croyances non probabilistes en une mesure de probabilité dite pignistique (*BetP*).

La transformation pignistique est irréversible mais n'intervient que lors de la prise de décision et ne modifie pas le niveau crédal.

2) Distribution de masse de croyance élémentaire (bba)

La modélisation par les fonctions de croyance repose sur l'affectation d'une mesure subjective non-additive des chances de réalisation d'un événement. Contrairement à la théorie de Dempster-Schafer (DST) dont le MCT est originaire, cette représentation existe sans référence à une probabilité ou une famille de probabilités sous-jacentes et c'est ce qui se traduit par la séparation entre niveau crédal et pignistique.

La distribution de masse de croyance élémentaire m traduit un état de connaissance partiel sur la valeur d'une variable appartenant à Ω , le référentiel de définition nommé cadre de discernement. Soient w_i les éléments atomiques (singletons) et A_i des sous-ensembles de Ω , nous avons :

$$\Omega = \{w_1, w_2, w_3, \dots, w_n\} \text{ et } \forall i, A_i \subseteq \Omega$$

Ainsi, la distribution de masse de croyance est une distribution d'une masse unitaire sur les parties de Ω (power set en anglais), c'est à dire sur les sous-ensembles du cadre de discernement (pour un ensemble de taille n , cela peut représenter 2^n éléments). La notation est $P(\Omega)$ ou 2^Ω . La possibilité d'affecter des masses aux hypothèses composées, et donc de travailler sur 2^Ω plutôt que sur Ω , constitue un des avantages de cette théorie. C'est ce qui permet de représenter des connaissances partielles ou incomplètes.

$m^{\Omega}(A)$ correspond à la « part » de croyance allouée par une source S à l'hypothèse $w \in A$ et à aucune hypothèse plus restrictive. m^{Ω} est alors donnée par la formule suivante :

$$m^{\Omega} = \left\{ \begin{array}{l} 2^{\Omega} \rightarrow [0,1] \\ \sum_{A \in 2^{\Omega}} m^{\Omega}(A) = 1 \end{array} \right.$$

$$2^{\Omega} = \{A \subseteq \Omega\} = \{\emptyset, \{w_1\}, \dots, \{w_n\}, \{w_1 \cup w_2\}, \dots, \{\Omega\}\}$$

3) Mesure de Crédibilité et de Plausibilité

A partir d'une distribution de masse qui représente une croyance stricte que l'on ne peut préciser, il est possible d'obtenir de manière biunivoque des représentations équivalentes mais différentes sémantiquement. Les plus importantes sont les fonctions duales de crédibilité (notée Cr) et de plausibilité (notée Pl).

La crédibilité Cr traduit la croyance minimum en une information (vraisemblance minimale). Elle est donnée par la formule suivante :

$$\forall A \subseteq \Omega, Cr(A) = \sum_{B \subseteq A, B \neq \emptyset} m(B)$$

La plausibilité Pl traduit la croyance maximum en une information (vraisemblance maximale). Il s'agit de toute la croyance qui ne contredit pas A . Elle est donnée par la formule :

$$\forall A \subseteq \Omega, Pl(A) = \sum_{(B \cap A) \neq \emptyset} m(B)$$

B. Méthodes d'intégration envisagées

1) Fusion des fonctions de croyance

Un état de croyance donné à un instant donné peu évoluer pour tenir compte de nouvelles informations ou encore pour être combiné, fusionné avec des états de connaissance compatibles (même question et même cadre de discernement). L'opération de fusion consiste à regrouper plusieurs informations traitant d'une même question en une nouvelle structure de croyance définie sur le même univers. Cette opération est réalisée à partir d'opérateurs de combinaison permettent d'exploiter la redondance et les recouvrements de plusieurs sources d'information.

Nous souhaitons utiliser ces caractéristiques du MCT pour fusionner les avis de plusieurs experts (Figure 6). La base de données est considérée comme un expert, elle exprime un avis par

extraction statistique. Cet avis est ensuite transformé en fonction de croyance en utilisant le nombre de cas traitant du problème étudié pour estimer un degré de confiance dans la valeur statistique extraite. Les avis des experts sont directement exprimés en fonctions de croyance par l'intermédiaire d'outils existants [10]. 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. Ces règles de fusion seront précisées à l'avenir (conjonctive, disjonctive, ...).

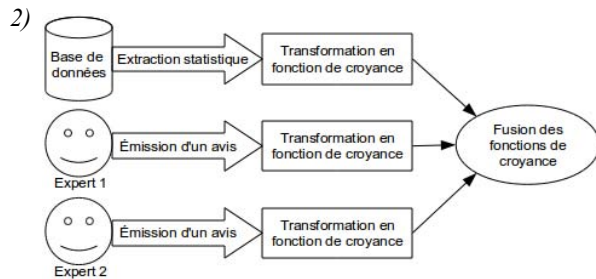


Figure 6. Fusion des fonctions de croyance

a) Pré-traitement des fonctions de croyance

La première solution que nous envisageons, consiste à traiter séparément les fonctions de croyance et le modèle de réseau bayésien. Cette méthode est détaillée dans la Figure 7.

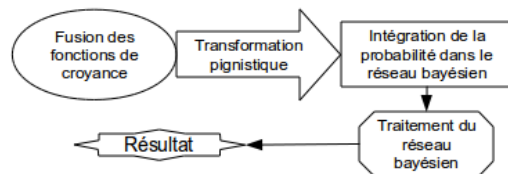


Figure 7. Pré-traitement des fonctions de croyance

Après avoir fusionné les différentes fonctions de croyance représentant les avis des experts et de la base de données statistique (partie IV.B.1), la fonction de croyance résultante est transformée en probabilité pignistique (voir IV.A.1). Cette probabilité est ensuite directement le réseau bayésien.

L'avantage principal réside dans le fait que cette méthode ne nécessite aucune adaptation du modèle car les réseaux bayésiens utilisent naturellement les probabilités. Par conséquent, l'intégration de la probabilité pignistique ne pose pas de problème. Cependant, la transformation pignistique entraîne une perte d'information notamment en ce qui concerne l'incertitude qui n'est pas propagée et donc invisible dans le modèle. Le résultat extrait ne tient donc pas compte de cette incertitude.

b) Discrétisation des fonctions de croyance

Pour combler cette lacune, nous pouvons choisir de discrétiser la fonction de croyance résultante de la fusion. Cette approche est présentée par la Figure 8.

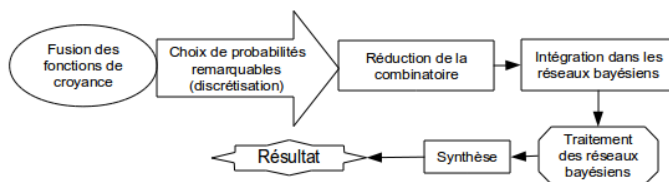


Figure 8. Discrétisation des fonctions de croyance

Pour cela, plusieurs valeurs sont choisies 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 qui est 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, alors $N = k^v$. Il convient donc de prévoir un mécanisme visant à réduire la combinatoire du problème pour limiter le nombre de réseaux bayésiens à traiter. 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'une fourchette de probabilités permettant de représenter une part de l'incertitude émise par les experts au moment de la prise de décision. Cependant, la discrétisation entraîne également une perte d'information par rapport à la fonction de croyance résultante. Cette perte d'information est moindre que dans le cas de la transformation pignistique mais elle peut être significative.

c) Réseaux bayésiens à base de fonctions de croyance

La dernière approche que nous présentons (Figure 9), permet de résoudre les problèmes introduits par les deux précédentes méthodes. Elle consiste à introduire les fonctions de croyance directement dans un réseau bayésien modifié pour pouvoir traiter ce type de données.

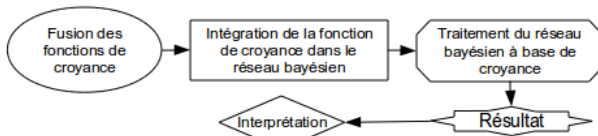


Figure 9. Réseau bayésien à base de croyance

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 juste, car l'erreur de modélisation inhérente à la transformation pignistique, et donc au niveau décisionnel, est retardé au maximum.

Nous souhaitons coupler les réseaux bayésiens avec le MCT et dans cette optique, deux caractéristiques du MCT sont importantes et devraient être le point de départ pour pouvoir redéfinir les mécanismes d'inférence des réseaux bayésiens. Tout d'abord, probabilités et fonctions de croyance sont exprimées à partir de distribution d'un poids unitaire sur un ensemble de valeurs possibles. Le MCT permet cependant plus de choix. Enfin, de manière analogue aux probabilités conditionnelles, des croyances conditionnelles ont été définies [11] ainsi que le Théorème de Bayes Généralisé (GBT) qui est l'extension du théorème de Bayes aux fonctions de croyance [9].

De plus, il existe des travaux récents traitant de la problématique d'utilisation couplée réseaux bayésiens/MCT. Nous avons recensé deux approches. La première est le couplage par la redéfinition des tables de probabilités conditionnelles à partir de la *bba*. Cette approche consiste à construire des tables de distribution de masse de croyance sur tous les sous-ensembles du domaine. Dans les travaux de Simon et Weber, la construction des tables est simplifiée car associées à des états binaires et à des lois de

variation connues (portes ET, OU, OU exclusif) [12]. La seconde consiste à coupler par redéfinition des mécanismes d'inférences bayésienne en tenant compte du Théorème de Bayes Généralisé (GBT) [9]. Dans ce cadre, des travaux récents définissent des réseaux crédibilistes dirigés, proches des réseaux bayésiens, mais basés sur les fonctions de croyance [13].

V. CONCLUSION

Cette communication a présenté des travaux sur la gestion des connaissances appliqués à la déconstruction des avions en fin de vie. Nous avons proposé un modèle utilisant les réseaux bayésiens pour évaluer les risques et nous avons développé trois approches destinées à intégrer les fonctions de croyance dans le modèle d'évaluation des risques proposé.

Nous sommes actuellement en phase de découverte et étudions les approches de réseaux bayésiens à base de croyance rencontrées dans la littérature afin de déterminer si elles répondent à notre attente. Il nous semble aujourd'hui que l'approche par redéfinition des tables conditionnelles est plus naturelle, néanmoins cette construction n'est pas toujours aisée en particulier pour des domaines non binaires. Nous développons également les deux premières méthodes d'intégration des fonctions de croyance dans le réseau bayésien de manière à comparer les résultats des différentes approches.

VI. RÉFÉRENCES BIBLIOGRAPHIQUES

- [1] Éric Villeneuve, François Peres et Laurent Geneste, An approach to improve risk assessment using experience feedback, Doctoral Spring Workshop – "Product and Asset Lifecycle Management" – Islantilla (Spain), 2010.
- [2] Jean-Louis Favre, Gérard Brugnot, Jean-Michel Gresillon et Marielle Jappiot, Évaluation des risques naturels : une approche probabiliste? Techniques de l'ingénieur, 1998.
- [3] Raphaël Gouriveau, Analyse des risques : formalisation des connaissances et structuration des données pour l'intégration des outils d'étude et de décision, Institut National Polytechnique de Toulouse, 2003.
- [4] Christophe Piombo, Modélisation probabiliste du style d'apprentissage et application à l'adaptation de contenus pédagogiques indexés par une ontologie, Institut National Polytechnique de Toulouse, 2007.
- [5] Patrick Naïm, Pierre-Henri Wuillemin, Philippe Leray, Olivier Pourret et Anna Becker, Réseaux bayésiens, Eyrolles, 2004.
- [6] F.V. Jensen et T.D. Nielsen, Bayesian Networks and Decision Graphs, Springer, 2007.
- [7] Matthieu Godichaud, Outils d'aide à la décision pour la sélection des filières de revalorisation des produits issus de la déconstruction des systèmes en fin de vie : application au domaine aéronautique, Institut National Polytechnique de Toulouse, 2009.
- [8] D. Dubois et H. Prade, Représentation formelles de l'incertain et de l'imprécis, Concepts et méthodes pour l'aide à la décision - outils de modélisation, D. Bouyssou, D. Dubois, M. Pirlot et H. Prade (Eds.), Lavoisier, vol. 1, 2006, 111-171.
- [9] P. Smets et R. Kennes, The transferable belief model, Artificial Intelligence, Volume 66, 1994, 191-234.
- [10] A. Yaghlane, L. Tunis et T. Donooux, Elicitation of expert opinions for constructing belief functions, Uncertainty and Intelligent Information Systems, 2008, 75-88.
- [11] Hong Xu et Philippe Smets, Evidential reasoning with conditional belief functions, Proceedings of the 10th Conference on Uncertainty in Artificial Intelligence, 1994, 598-605.
- [12] C. Simon, P. Weber et E. Levrat, Bayesian networks and evidence theory to model complex systems reliability, Journal of Computers, Volume 2, N°1, 2007, 33-43.
- [13] Boutheina Ben Yaghlane, Philippe Smets et Khaled Mellouli, Directed evidential networks with conditional belief functions, Lecture Notes in Computer Science, Vol. 2711, 2004, 291-305.