

L'intégration des aspects cognitifs au retour d'expérience statistique dans la résolution de problèmes industriels

KOUAMI SELI APEDOME, MEZIANE BENNOUR, SID-ALI ADDOUCHE, ABDERRAHMAN EL MHAMED I

Equipe MGSI – Université de Paris8 / LISMMA
140, rue de la nouvelle France, 93100 Montreuil, FRANCE
(apedome , bennour , addouche , a.elmhamedi) @iut.univ-paris8.fr

Résumé - Le retour d'expérience est une démarche qui permet à partir de l'étude d'un événement, l'identification des dysfonctionnements techniques, humains, et organisationnels ainsi que les actions positives effectuées. Il valorise l'individu et assure une capitalisation et un partage des connaissances. Dans cet article notre contribution réside dans l'usage des réseaux Bayésiens (RB) pour formaliser les expériences. Les réseaux Bayésiens offrent la possibilité de rassembler et de fusionner des connaissances de diverses natures dans un même modèle. Nous utilisons ce formalisme pour intégrer le retour d'expérience cognitif au retour d'expérience statistique dans une démarche de résolution de problème industriel.

Abstract - Experience Feedback is a gait that permits from the survey of an event, the identification of the technical dysfunctions, human, and organizational as well as the done positive actions. It valorizes individual and assure a capitalization and a sharing of the knowledge. In this article our contribution resides the use of Bayesian networks to formalize the experiences. Bayesian networks offer the possibility to gather and to merge various knowledge natures in a same model. We use this formalism to integrate cognitive experience feedback to statistical experience feedback in a gait of industrial problem resolution.

Mots clés - Retour d'Expérience, Gestion des Connaissances, Réseaux Bayésiens, modélisation, maintenance.

Keywords - Experience Feedback, Knowledge Management, Bayesian Network, maintenance.

1 INTRODUCTION

Une entreprise industrielle compétitive doit être capable de développer sa capacité d'apprentissage et d'acquisition du savoir et savoir faire, de les valoriser et de les transmettre le plus fidèlement possible au sein de toute son organisation. C'est ce qui pousse beaucoup d'entreprises industrielles à mettre en place des processus de résolution de problème au sein de leur organisation via notamment des bases de connaissances. Les processus de résolution de problème les plus courants et accessibles sont : le PDCA, les 8 Disciplines (8Do), Six Sigma, 7-step, ...

Il est important de constater que ces processus de résolution de problèmes sont assez lourds et coûteux à mettre en œuvre. Ils ne sont déployés que pour la résolution de problèmes complexes ou dans une situation de crise.

L'accessibilité des processus de résolution de problèmes aux PMI, la possibilité d'extension à tout type de problème et la capacité d'une entreprise industrielle à réutiliser les connaissances engagées pour la résolution d'un problème passé constitue un moyen puissant d'optimisation des processus de résolution de problème. Beler [2008] a analysé justement la nature des informations produites lors de l'application des démarches classiques de résolution de problème et a fait un lien avec la notion d'expérience. Il ressort que toutes les méthodes de résolution de problème font intervenir quatre grandes catégories d'informations (figure1) :

1. Le contexte correspond à la description du problème, les informations sur le lieu, la date d'occurrence, le produit concerné et les observations sur le terrain

2. L'analyse intègre tous les éléments étudiés lors de la recherche des causes racines.

3. Les solutions déterminent les actions correctives permettant de corriger le problème.

4. Les leçons apprises correspondent aux enseignements tirés permettant d'éviter une nouvelle occurrence.

Nous qualifions ainsi d'expérience le fragment de connaissance lors de processus de résolution de problème. Quant au retour d'expérience, il est le processus qui permet d'organiser la capitalisation et l'exploitation de ces expériences [Rakoto, 2004 ; Jabrouni, 2010].

Le retour d'expérience est donc une approche pragmatique et opérationnelle de gestion des connaissances qui vise à collecter des expériences c'est-à-dire des fragments de connaissance, qui sont des représentations structurées d'un événement auxquelles sont associés des éléments d'analyse et des descriptions de solution apportées. L'objectif du retour d'expérience est de transmettre des connaissances concrètes ou des leçons apprises de telle sorte que la connaissance produite ait un impact positif sur les résultats de l'organisation [Bergmann, 2002]. Nous distinguons le retour d'expérience cognitif qui est une capitalisation de connaissances liées à la recherche des causes et solutions mises en œuvre pour résoudre un problème et le retour d'expérience statistique qui repose sur les techniques employées lors du traitement de la connaissance par le système. Il est possible dès lors que l'information est stockée en quantité suffisante.

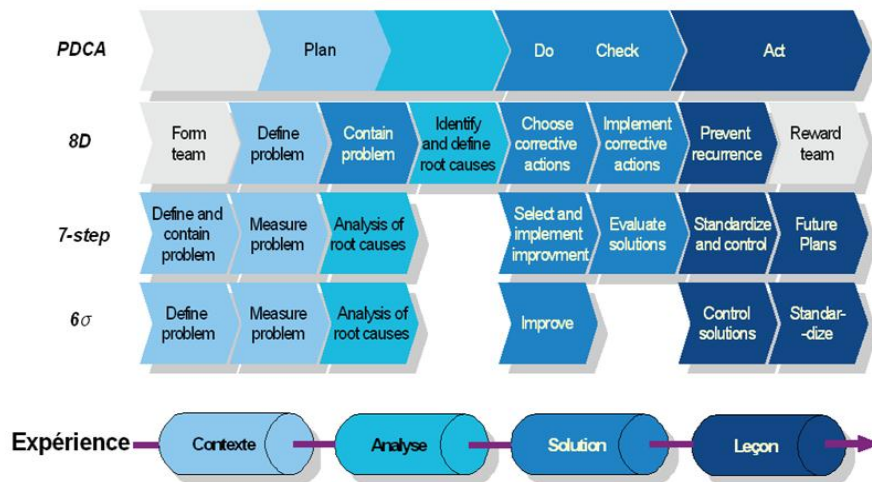


Figure 1. Correspondance entre méthodes de résolution de problème et retour d'expérience [Belser, 2008]

Le retour d'expérience soit statistique ou cognitif sont des éléments de progrès indispensables à toute organisation et constitue une opportunité de partage et d'apprentissage pour l'ensemble des acteurs quel que soit leur niveau hiérarchique. Toutefois, la mise en œuvre d'un processus de retour d'expérience performant dans une entreprise nécessite une réflexion approfondie sur le formalisme de représentation de connaissances adapté aux connaissances issues de l'expérience. Nous allons revoir différents formalismes de représentation de connaissances et proposerons dans ce papier les réseaux bayésiens comme un formalisme permettant d'intégrer le retour d'expérience cognitif au retour d'expérience statistique dans la représentation des connaissances issues de l'expérience. La contribution de cet article réside dans l'usage des réseaux bayésiens comme un cadre formel de représentation des connaissances dans la problématique du retour d'expérience cognitif.

2 REPRESENTATION DES CONNAISSANCES DANS LA LITTÉRATURE

Le problème posé par la représentation des connaissances est la formalisation dans un langage formel de représentation des connaissances permettant de traiter un problème. Elle consiste à représenter un ensemble de données ou de connaissances sous une forme adaptée pour qu'un opérateur humain ou machine puisse les interpréter et les manipuler. Son but est d'utiliser un langage commun pour faciliter la communication et avoir la même compréhension pour tous les opérateurs, de construire et de simuler une situation future et aussi de capitaliser les connaissances.

Nous distinguons principalement trois approches de représentation des connaissances.

2.1 L'approche basée sur la logique

Le formalisme logique a été l'un des premiers formalismes proposés pour représenter la connaissance et constitue aujourd'hui la base de nombreuses recherches en intelligence artificielle. Le langage logique le plus basique est la logique des propositions, il est défini par un alphabet, des règles de construction de phrases et un calcul de valeurs de vérité pour ces phrases. La logique basique ne reconnaît que des modalités vrai et faux. L'approche logique est bien adaptée à beaucoup de tâches de représentation [Moore, 1982]. Toutefois, nous pensons que son utilisation en retour d'expérience est critique car elle présente une limite calculatoire et est difficile à intégrer dans des systèmes logiciels. De plus l'utilisation d'un

système à base logique, suppose de nouvelles compétences du cognitif. Tout ceci rend très complexe son utilisation en retour d'expérience

2.2 Les frames

Les frames (ou encore schémas) sont issus des travaux de Minsky [1975]. Ils supposent que la connaissance d'un homme n'est pas en vrac mais structurée autour d'unités d'informations. Tous les scénarios de la vie courante peuvent se représenter sous la forme de frame. Le frame est une structure de données incluant des informations à la fois déclaratives et procédurales. Chaque attribut comporte des aspects particuliers de la description des concepts qu'il représente. Les frames représentent une situation typique et comportent des places pour les objets qui jouent un rôle dans une situation donnée. Ils contiennent des informations sur la façon de remplir les places, les valeurs par défaut et aussi sur ce qu'il convient de faire dans les cas anormaux par rapport à un cas type.

Les frames bien qu'ils sont à l'origine des langages de programmation à prototype, leur utilisation demeure aussi critique en retour d'expérience, car ils ne permettent pas d'inférer des connaissances valides. Il n'existe pas aujourd'hui de modèle des frames exploitables [Belser, 2008].

2.3 Les réseaux sémantiques

Le réseau sémantique introduit par [Quillan, 1968] avait pour ambition de constituer un modèle de mémoire humaine à partir des graphes qui sont utilisés pour abstraire les informations pertinentes. Sowa [1984] propose les graphes conceptuels qui sont largement utilisés en intelligence artificielle. Toute forme de représentation pourrait être écrite sous la forme de graphe conceptuel. D'une manière formelle, le graphe conceptuel est un diagramme qui représente la sémantique d'une phrase. Il est composé de deux sortes de nœuds, les concepts et les relations conceptuelles. Kamsu-Foguem [2008] a introduit le graphe conceptuel comme un formalisme adapté aux connaissances issues du retour d'expérience (figure 2). Il illustre l'expérience à travers la connaissance d'un expert sur des modules de conversion d'énergie électrique, en l'occurrence des modules IGBT fréquemment employés en conversion d'énergie dans les systèmes embarqués. Toutefois, nous pensons que l'utilisation du graphe conceptuel pour représenter des expériences a des limites. En effet, l'analyse d'un expert est toujours subjective et cela peut rendre difficile la réutilisation de l'expérience dans certains contextes.

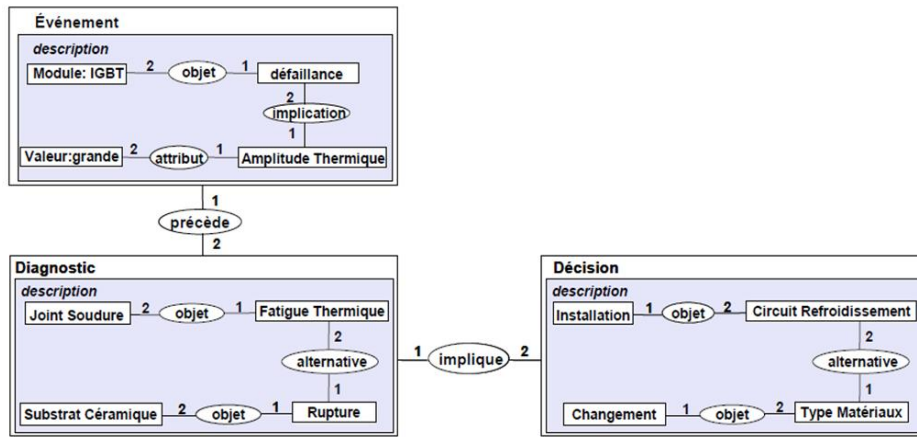


Figure 2. Graphe formalisant l'expérience du module IGBT [Kamsu Foguem , 2008]

Dans toute prise de décision, il y a une notion d'incertitude et les experts n'ont pas toujours une idée précise sur les causes réelles d'un problème. L'analyse des experts reste à une étape cognitive dans le graphe conceptuel. Il serait intéressant d'avoir un formalisme de représentation des expériences tenant en compte la notion d'incertitude et de l'historique des ces informations.

3 MODELISATION DU RETOUR D'EXPERIENCE PAR LES RESEAUX BAYESIENS

3.1 Rappel sur les réseaux bayésiens

Définition

Un réseau bayésien $B = (G, \theta)$ est défini par :

- $G = (X, E)$, graphe dirigé acyclique dont les nœuds E sont associés à un ensemble de variables aléatoires $X = \{X_1, \dots, X_n\}$,
- $\theta = \{P(X_i | Pa(X_i))\}$, ensemble des probabilités de chaque nœud X_i conditionnellement à l'état de ses parents $Pa(X_i)$ dans G
- Un ensemble de variable aléatoires $X = \{X_1, \dots, X_n\}$ associées aux nœuds du graphe telles que $P(X_1, X_2, \dots, X_n) = \prod P(X_i | Pa(X_i))$

S'il existe un arc du nœud A vers B , A est nommé le parent du B l'ensemble des nœuds parents du nœud X_i est noté par $Pa(X_i)$.

3.1.1 Représentation graphique de la causalité

Supposons que A et B soient des événements qui peuvent être observés ou non, vrai ou faux. Le graphe ci-dessous peut se lire de la façon suivante. La connaissance que j'ai de A détermine la connaissance que j'ai de B . S'il existe une relation causale de A vers B , toute information sur A peut modifier la connaissance possédée sur B et réciproquement toute information de B peut modifier la connaissance possédée sur A .

En connaissant A avec certitude, nous pouvons déterminer B avec certitude. Mais dans certains cas il peut s'agir d'une simple influence. Cela veut dire qu'en connaissant A avec certitude, mon opinion sur B est modifiée sans toutefois pouvoir affirmer que B est vrai ou faux.

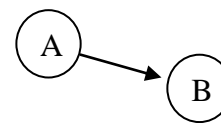


Figure 3. Représentation graphique de la causalité [Naïm, 2007]

Trois cas décrivent l'ensemble des situations possibles de circulation de l'information dans un graphe causal. Considérons trois événements A , B et C représenté ci-dessous.

Le premier cas représente une connexion convergente c'est-à-dire A et C causent B (figure 4).

Le deuxième représente une connexion en série c'est-à-dire que A cause B et B cause C (figure 5).

Le dernier représente une connexion divergente c'est-à-dire B cause A et C (figure 6).

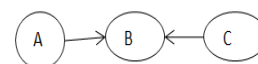


Figure 4. La convergence

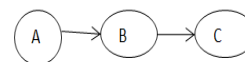


Figure 5. Connexion en série

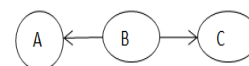


Figure 6. Connexion divergente

Une fois qu'un réseau bayésien a été construit pour rendre compte d'un domaine, l'on recherche à déterminer des probabilités correspondant à certains événements [cornu 2002]. L'inférence permet de calculer la probabilité de chaque nœud lorsque les autres variables sont inconnues.

Il existe plusieurs algorithmes d'inférence dans les réseaux bayésiens classés en deux groupes :

- Le premier groupe renferme les méthodes d'inférence exactes : Bucket Elimination [Becker, 1999], Message

passing [Pearl, 1988] et Junction Tree [Jensen, 1990] qui exploitent les indépendances conditionnelles contenues dans les réseaux et donnent à chaque inférence les probabilités a posteriori exactes.

- Le deuxième groupe comprend les méthodes approchées de Markov chain Monte carlo et les méthodes variationnelles.

L'algorithme message passing [Pearl, 1988] est limité aux arbres. Dans cette architecture, à chaque nœud est associé un processeur qui peut envoyer des messages de façon asynchrone à ses voisins jusqu'à ce qu'un équilibre soit atteint. L'algorithme de l'arbre de jonction s'applique à des réseaux ne comprenant que des variables à valeurs discrètes. Elle comporte une phase de construction et une phase de propagation. Cette approche est plus répandue dans la littérature et est la plus utilisée dans les outils logiciels.

3.1.2 Apprentissage des paramètres

La structure d'un réseau étant connue, l'apprentissage de paramètre permet de rechercher les meilleures probabilités conditionnelles pour expliquer les données observées (la base de données observée provient d'une distribution représentée par un réseau bayésien de structure connue). Nous décrivons ici la méthode la plus connue : Le Maximum Vraisemblance [Becker, 1999]. Cette méthode est une estimation statistique. Il s'agit d'estimer la probabilité d'un événement par la fréquence d'apparition de l'événement dans la base de données.

3.1.3 Apprentissage de la structure

Sans connaître la structure du réseau, on recherche les meilleures probabilités conditionnelles pour expliquer les données observées. La structure d'un réseau bayésien peut être déterminée à partir d'une base de données. Robinson [1977] a montré que le nombre de structure différente pour un réseau bayésien possédant n nœuds est donné par la formule suivante :

$$r(n) = \sum_{i=1}^n (-1)^{i+1} \frac{n!}{i!(n-i)!} 2^{i(n-i)} r^{(n-i)}$$

La détermination de la structure à partir de la base de données n'est pas simple compte tenu du nombre important de variable disponible dans une base de données.

Toutefois, il existe des algorithmes permettant de déterminer une structure à partir d'une base de données. L'algorithme PC introduite par [Spirtes, 2000] utilise un test statistique pour estimer s'il y a une indépendance conditionnelle entre deux variables.

L'algorithme de recherche gloutonne [François, 2003], consiste à prendre un graphe de départ, de définir un voisinage de ce graphe, puis associer un score à chaque graphe de voisinage. Le meilleur graphe est alors choisi comme point de départ de l'itération suivante. L'algorithme s'arrête lorsque le graphe obtenu réalise un maximum local de la fonction de score.

L'algorithme K2 proposé par [Cooper.,al, 1992] permet d'ordonner les nœuds. Un nœud ne peut être parent d'un autre que s'il précède ce dernier dans un ordre fixé, il permet aussi de maximiser la probabilité d'une structure sachant les données.

L'algorithme l'arbre de recouvrement de poids maximal proposé par [Chow.,al, 1968] permet d'associer un poids à chaque arête potentiel de l'arbre. Ce poids peut être l'information mutuelle entre les variables. Une fois la matrice de poids définie, il suffit d'utiliser un algorithme standard de

résolution de problème. Cet algorithme sera utilisé dans notre application industrielle.

3.2 Choix des réseaux bayésiens

Les réseaux bayésiens offrent la possibilité de rassembler et de fusionner des connaissances de diverses natures dans un même modèle : retour d'expérience statistique (données historiques issues d'une base de données) et retour d'expérience cognitif (expertise pour résoudre un problème industriel exprimée sous la forme de règle logique). Dans le monde industriel chaque source d'information est souvent insuffisante individuellement pour fournir une représentation précise et réaliste du système analysé. Bien que de nombreuses entreprises disposent de base de données, elles sont toujours confrontés à des problèmes lors des prise de décision du à des informations incomplète et imprécises disponible dans les bases de données. En cas de manque d'information, les experts sont souvent sollicités pour analyser un problème et prendre une décision (retour d'expérience cognitif), l'analyse des experts est souvent subjectif et cela peut rendre difficile la réutilisation de l'expérience dans un autre contexte. Une représentation graphique de réseaux bayésiens est explicite, intuitive et compréhensible par un non spécialiste. Cela facilite à la fois la validation du modèle et son utilisation. Les décideurs font beaucoup plus confiance à un modèle dont ils comprennent le fonctionnement qu'à faire confiance à une boîte noire. De plus un réseau bayésien est polyvalent, il peut être utilisé pour évaluer, prévoir diagnostiquer, simuler et optimiser des décisions.

3.3 Démarche

L'accroissement de la taille des bases de données à entrainer la nécessité d'automatiser le raisonnement et la prise de décision à partir d'une masse énorme de données. Toutefois la connaissance produite à partir de l'analyse de base de données ne remplace pas l'expertise des actions dans la résolution de problème. Nous proposons dans notre démarche, l'intégration de l'analyse cognitive effectuée par un expert dans une démarche de résolution de problèmes à des connaissances statistiques issues d'une base de données.

Notre démarche se résume en six étapes (voir figure 7) :

1. L'extraction automatique de l'expérience à partir d'une base de données des incidents. Historiquement le retour d'expérience statistique permet à partir des méthodes statistiques multidimensionnelles d'identifier par exemple dans une base de données volumineuses, des lois de défaillances mais ne permet pas l'extraction d'une connaissance. Nous proposons une démarche basée sur l'utilisation des réseaux bayésiens pour transformer en modèle interprétable la connaissance contenue dans des données, à savoir :
 - L'identification du système à analyser à partir d'une base de données.
 - Le tri et la sélection des champs de données à intégrer dans le modèle d'expérience statistique suivant la gravité, la criticité ou la fréquence d'occurrence.
 - La construction pour chaque variable des nœuds bayésiens.
 - La quantification statistique des nœuds à l'aide de l'algorithme de l'arbre de recouvrement de poids maximal. Cette étape permettra de déterminer les relations causales entre les différentes variables.

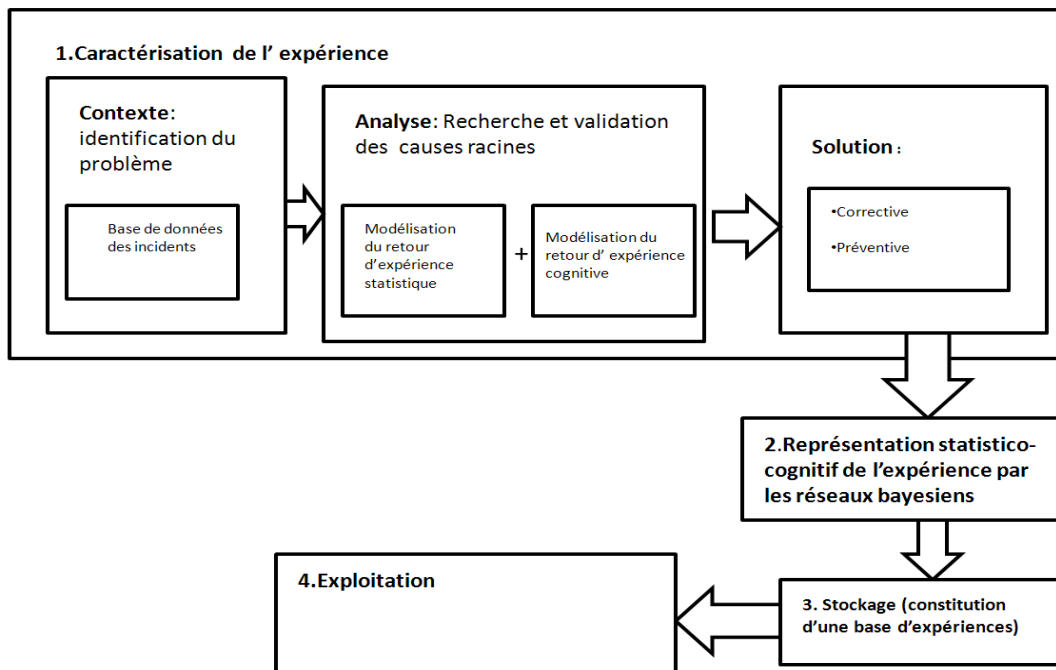


Figure 7. Démarche d'intégration du retour d'expérience cognitif au retour d'expérience statistique dans la résolution de problème industriel

2. La connaissance automatique issue d'une base de données des incidents ne nous permet pas de constituer une représentation précise et réaliste du système analysé. Car il est difficile de connaître à partir d'une base de données les causes non historisées comme les causes humaines, organisationnelles et financières ayant un impact indirect sur le système analysé. D'où l'intérêt de modéliser en plus la connaissance experte de l'entreprise qualifier de retour d'expérience cognitif dans les travaux de Jabrouni [2010]
3. La modélisation cognitive des expériences experte de l'entreprise. Elle consiste à partir d'une analyse experte, à rechercher les causes racines du système étudié et à déterminer les solutions correctives et préventives. Nous utilisons dans notre démarche de recherche de causes racines le brainstorming, les 5 pourquoi le diagramme d'Ishikawa et aussi l'échelle de probabilité [Renooij, 2001], car la notion d'incertitude doit être prise en compte dans une démarche cognitif étant donné qu'un expert n'a pas toujours une idée bien précise de la cause d'un problème.
 - L'intégration dans un réseau bayésien les connaissances issues de l'analyse cognitive au retour d'expérience statistique nécessite des règles d'associations que nous définissons :
 - L'expert modifie le sens des arcs jugés incohérents.
 - Chaque connaissance de l'expert est traduite sous la forme de nœuds
 - L'expert détermine les probabilités d'occurrence.
4. La détermination de solutions correctives et préventives
5. La représentation du réseau bayésien statistico-cognitif formalisant l'expérience.
6. La constitution d'une base d'expériences

4 APPLICATION INDUSTRIELLE

Les réseaux bayésiens sont utilisés pour formaliser l'expérience d'un service de maintenance d'une entreprise industrielle française fabriquant des transmissions pour des tracteurs agricoles. Pour être compétitive et pour sortir d'une situation de crise, l'entreprise s'est fixée comme objectif de produire les transmissions de tracteurs de bonne qualité et à un coût raisonnable. Pour cela, les machines de productions ne doivent jamais (ou presque) connaître de défaillances, tout en fonctionnant à un régime permettant le rendement maximal. Le service de maintenance désirent passer progressivement de la maintenance corrective à la préventive, prévoit produire un plan de maintenance sur la base de 16000 demandes d'interventions enregistrées entre 2008 et 2010, dans une base de données. Dans la phase contexte comme nous le montre la figure 8, nous avons identifié à partir d'un entretien avec les responsables de maintenance la machine critique qu'il fallait traiter en priorité. Nous appelons cette machine dans notre travail « machine A ». Nous avons par la suite identifié les principales causes de défaillances enregistrées sur la machine A, avec le critère de fréquence d'occurrence des pannes. D'autres critères auraient pu être utilisés comme la gravité, le coût moyen de réparation, mais comme l'objet de ce travail étant de fournir un outil de capitalisation des expériences, nous avons opté pour le critère le plus consensuel. A partir d'une analyse avec le logiciel SPSS (Statistical Package for the Social Sciences), Il ressort que la défaillance de la machine A est due principalement au problème d'huile, de filtres et de défaut de palette. Dans la phase analyse (figure 9) nous construisons la structure du réseau bayésien à partir des données statistiques.

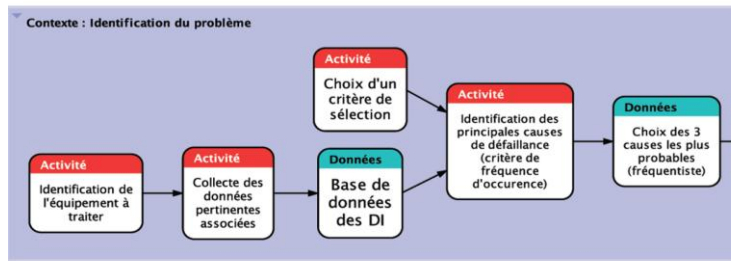


Figure 8. Activités de la phase contexte

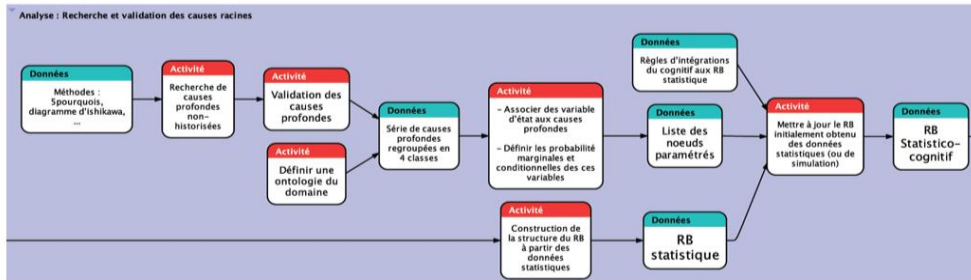


Figure 9. Activités de la phase analyse

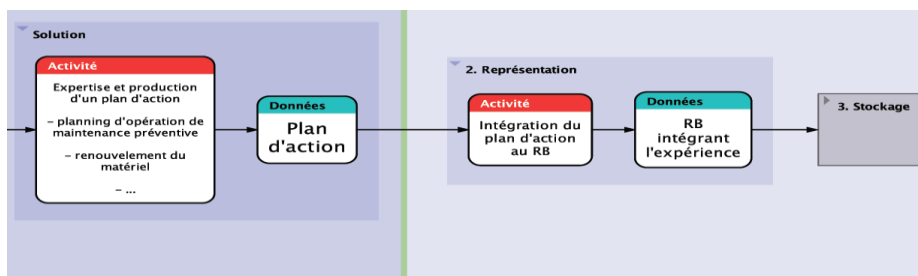


Figure 10. Activités de la phase solution et constitution de la base d'expériences

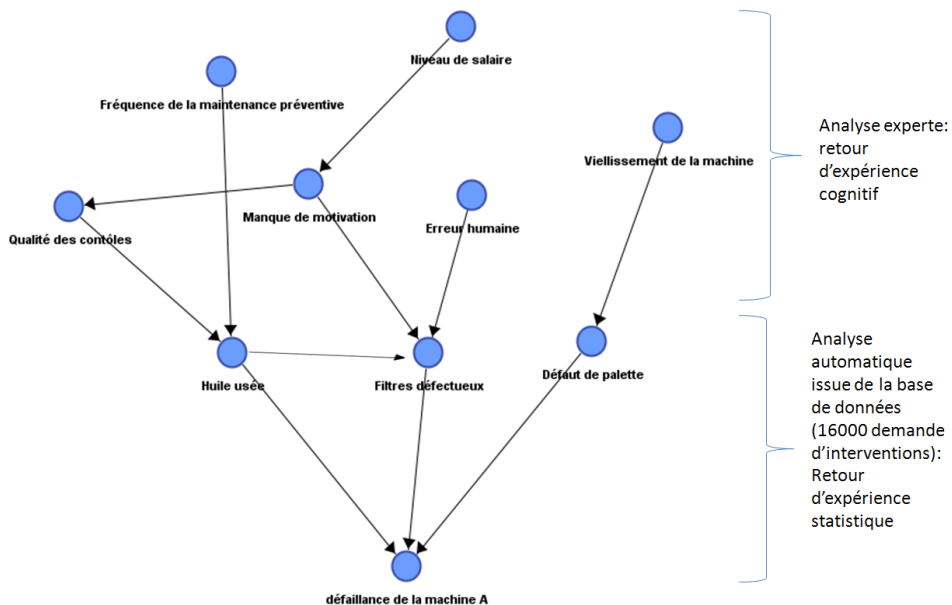


Figure 11. Réseau bayésien formalisant la phase analyse d'une expérience.

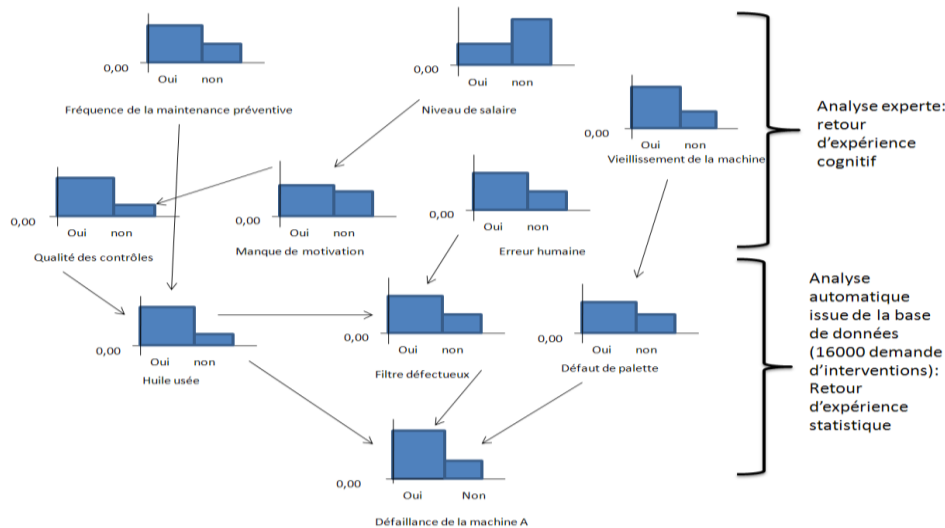


Figure 12. Exemple d'inférence et apprentissage des réseaux bayésiens tiré du cas pratique.

L'application de l'algorithme de recouvrement de poids maximal aux différents nœuds, a permis de transformer en modèle interprétable la connaissance contenue dans les données. Il ressort que la défaillance de la machine A est due non seulement au problème d'huile usées, de filtres défectueux et de palette, mais aussi qu'un problème d'huile usée peut être à l'origine des problèmes de filtres et indirectement la défaillance de la machine.(figure 11).

Cependant, il est difficile de connaître à partir des données historisées les causes non techniques ayant un impact indirecte sur la défaillance de la machine A (causes humaines, organisationnelles et financières). Une analyse experte a permis d'identifier l'influence des causes humaines, organisationnelles, et financières sur la défaillance de la machine A (figure 9).

Nous utilisons les réseaux bayésiens pour formaliser la phase analyse de cette expérience (Figure 11). L'utilisation des réseaux bayésiens a permis d'intégrer à l'analyse statistique des données issus de l'analyse des experts et aussi la notion d'incertitude, ce qui n'est pas le cas avec le graphe conceptuel.

Chaque nœud des réseaux possède une probabilité calculée à partir de l'inférence (figure 12). Les simulations des différents scénarios en agissant sur la probabilité de chaque nœud permettront de cibler efficacement les solutions correctives et préventives. L'intégration des solutions correctives et préventives au réseau bayésien crée à la phase analyse donne un réseau bayésien formalisant l'expérience qui peut être stockée dans une base d'expérience (figure 10).

CONCLUSION

Les expériences sont considérées comme des collections d'informations qui se traduisent dans un contexte où l'information est rarement connue avec précision. Le formalisme retenu pour modéliser les expériences doit prendre en compte la notion d'incertitude. Après avoir défini les différentes approches de modélisations des connaissances nous avons dans ce travail utilisé dans la phase d'analyse d'une expérience les réseaux bayésiens comme formalismes. Ils sont très adaptés pour gérer les incertitudes liées aux décisions des hommes et sont l'un des formalismes les plus complets et les

plus cohérents dans l'acquisition et la représentation et l'utilisation des connaissances et un cadre particulier adapté à la gestion des incertitudes. Dans nos prochains travaux, nous comptons faire une représentation complète d'une expérience à partir des réseaux bayésiens (les phases contexte, analyse et solution) et étudier différents des algorithmes permettant de mesurer la similarité entre les expériences dans but d'une réutilisation.

5 REFERENCES

- Belar, C. (2008). Modélisation générique d'un retour d'expérience cognitif : Application à la prévention des risques. *PhD thesis, National Polytechnic Institute of Toulouse, France*
- Becker, A, Naïm.P, les réseaux bayésiens modèle graphique de connaissance, *Edition Eyrolles*, 1999
- Bergmann, R. (2002). « experience Management », *Springer-Verlag Berlin Heidelberg*.
- Chow.C, LIU.C, Approximating Discrete probability Distributions with dependence trees, *IEEE trans. Information theory*, vol .14,p 462-467,1968
- Cooper.G, Heroskovits.E, A bayesian method for the induction of probabilistic network from data, *Machine learning* vol.9 p.309-347,1992
- Cornuéjols A, Miclet.L, *Apprentissage artificiel: Concepts et algorithmes*, édition Eyrolles, 2002
- François.O ,Leray.P, étude comparative d'algorithmes d'apprentissage de structure dans les réseaux bayésiens, *Proceeding of RJCIA 2003, plateforme AFIA*, Laval, France,2003
- Jabrouni.H , Kamsu. B, Geneste , L. (2010). Intégration de l'analyse dans la phase de résolution de problème en vue du retour d'expérience. *8e Conférence Internationale de MODélisation et SIMulation - MOSIM'10 - 10 au 12 mai 2010 - Hammamet – Tunisie*.
- Jensen.F, Louritzen.S, Olesen.K Bayesian updating in recursive graphical models by local computations. *Computation Statistical Quaterly*, 4,P.269-282,1990
- Kamsu Foguem B., Coudert, T., Béler, C., Geneste, L.,(2008). Knowledge Formalization in Experience Feedback

- Processes: An Ontology-Based Approach. *Computers in Industry*, 59(7), pp. 694-710.
- Minsky M., A framework for representing knowledge, In P. Winston, editor, *The Psychology of Computer Vision*, pp. 211--277, Mc Graw-Hill, New-York, 1975
- Moore R.C., The role of logic in knowledge representation and common sense reasoning, *In AAAI-82*, pp. 428--433, 1982
- Naïm.P, Wullemin.P, Leray.P, Pourret.O, and Becker.A, *Reseaux bayesiens*, 3eme edition. Eyrolles, Paris, 2007
- Pearl.J, Probabilistic reasoning in Intelligent Système: networks of plausible inference, *Morgan Kaufman*, 1988
- Robinson.R ,counting unlabeled acyclic digraphs, *in C. H Little, ed combinatorial Mathématiques V. lecture notes in mathematics*, berlin: Springer vol.622,p.28-43,1977
- Pearl.J., Bayesian networks : a model of self-activated memory for evidential reasoning. In Technical Report 850021 (R-43), *UCLA Computer Science Department Technical Report, and in Cognitive Science Society*, UC Irvine, 1985
- Sowa J.F., *Conceptual Structures : Information Processing in Mind and Machine*, Addison-Wesley Publishing Company, Reading, MA, 1984
- Sprirtes.P, Glumour.C, Sheines.R, Causation prediction and search, *The MIT press*, 2eme Edition ,2000
- Quillian M.R., *Semantic Memory*, PhD thesis, Carnegie Institute of Technology, Pittsburgh, PA, BBN Report AFCRL-66-189, Bolt, Beranek, and Newman Inc., October 1966