

Réutilisation de l'analyse effectuée en résolution de problèmes industriels

Hicham Jabrouni^{1,2}, Bernard Kamsu-Foguem¹, Laurent Geneste¹, Christophe Vaysse²

¹ UNIVERSITÉ DE TOULOUSE - ENI DE TARBES
47, avenue d'Azereix, BP 1629
65016 Tarbes Cedex
{prenom.nom}@enit.fr

² ALSTOM TRANSPORT
50 rue Docteur Guinier
65600 Séméac
{prenom.nom}@transport.alstom.com

Résumé

Tenir compte du retour d'expérience sur la résolution des problèmes complexes rencontrés en entreprise est un moyen d'améliorer la qualité des produits et des processus. Pourtant, peu de travaux académiques s'intéressent à la représentation et à l'instrumentation des systèmes de retour d'expérience. Nous proposons dans cette communication un modèle de représentation d'expériences ainsi que des mécanismes destinés à réutiliser ces expériences. Plus spécifiquement, nous souhaitons favoriser la réutilisation des analyses expertes déjà réalisées afin de proposer des pistes d'analyse a priori lors de la résolution d'un nouveau problème. La proposition est basée sur une représentation du contexte de l'expérience à l'aide de marqueur conceptuels et sur une représentation de l'analyse intégrant explicitement l'avis des experts et la fusion de ces avis.

Abstract

To take into account the experience feedback on solving complex problems in business is a way to improve the quality of products and processes. Yet, only few academic work are concerned with the representation and the instrumentation of experience feedback systems. We propose in this paper a model of experiences and mechanisms to use these experiences. More specifically, we wish to encourage the reuse of already performed expert analysis to propose a priori analysis in solving a new problem. The proposal is based on a representation of the context of the experience using a conceptual marker and an explicit representation of the analysis incorporating expert opinions and the fusion of these opinions.

Mots-clés : résolution de problème, analyse experte, retour d'expérience

Keywords : problem solving, expert analysis, experience feedback

1 INTRODUCTION

Depuis plusieurs années, la nécessité d'amélioration continue des produits et des processus a conduit de nombreuses entreprises à mettre en place des mécanismes de résolution de problèmes très standardisés. L'objectif assigné à ces processus est de traiter les problèmes qui surviennent à tous les niveaux dans l'entreprise de façon rationalisée et maîtrisée. Différents processus de résolution de problèmes classiques sont utilisés à cette fin et nous pouvons citer en particulier : le processus PDCA (Plan Do Check Act), le processus 8D (8 Do), le processus DMAICS (Define Measure Analyze Improve Control Standardize) ou, plus récemment, le processus 9S (9 Steps).

De manière générale, tous ces processus ont en commun des étapes de description du contexte du problème suivies d'étapes d'analyse (recherche par les experts des causes du problème) et enfin de proposition et de mise en œuvre d'actions correctives et préventives. Si la mise en place des pro-

cessus de résolution de problèmes est désormais largement répandue, il n'en est pas de même de la réutilisation des connaissances expertes utilisées lors de ces processus (retour d'expérience). Pourtant, l'investissement réalisé, notamment par les experts, dans la résolution d'un problème complexe est souvent considérable. C'est pourquoi nous proposons dans cet article de définir des mécanismes permettant de réutiliser les analyses réalisées antérieurement (c'est-à-dire dans des problèmes déjà résolus) pour orienter la résolution d'un nouveau problème.

Les travaux académiques publiés dans le domaine du retour d'expérience peuvent être organisés en deux grandes catégories. Dans une première catégorie de travaux l'accent est mis sur l'aspect organisationnel. Les auteurs n'explicitent pas le système d'information ou le système de gestion des connaissances sous-jacent. Citons dans ce cadre le modèle de l'apprentissage par l'expérience [Kolb, 1984], le modèle des leçons apprises [Weber et al., 2001] ou encore le modèle générique de systèmes de retour d'expérience

[Rakoto et al., 2002]. Dans une deuxième catégorie, l'accent est davantage mis sur la représentation des connaissances et sur les mécanismes d'inférence associés, nécessaire pour instrumenter le retour d'expérience. La plupart des travaux réalisés dans cet objectif se basent sur l'utilisation de mécanismes d'inférence proches de ceux proposés en Raisonnement à Partir de Cas [Kolodner, 1993]. C'est notamment le cas de [Bergmann, 2002] ou plus récemment de [Armaghan, 2009]. Ce point nous semble très important et nous reprendrons dans notre proposition certaines idées communément utilisées dans le domaine du raisonnement à partir de cas (recherche par similarité en particulier). Enfin, le travail de thèse présenté dans [Tea, 2009] montre l'importance d'intégrer des données subjectives pour enrichir un système d'information pour le retour d'expérience. Nous retenons également cette idée de permettre d'intégrer des avis subjectifs des experts de manière explicite dans le système proposé.

Comme indiqué sur la Figure 1, nous considérons dans nos travaux qu'une expérience correspond à un conteneur intégrant le contexte (description du problème avant analyse), l'analyse (expertise sur la recherche de la cause du problème) et la solution (ensemble d'actions permettant de résoudre le problème). Ainsi une expérience E_i sera représentée par un triplet $E_i = \langle C_i, A_i, S_i \rangle$ où C_i , A_i et S_i représentent respectivement le contexte, l'analyse et la solution de l'expérience E_i . Une base d'expériences correspond à un ensemble d'expériences : $B_{Exp} = \{E_i, i \in \{1..n\}\}$. Sur la Figure 1, nous indiquons également différents mécanismes d'inférence qui peuvent être construits à partir des informations stockées dans les expériences. Le premier mécanisme est une recherche de problèmes résolus dans le passé à l'aide d'une mesure de similarité de contexte. Cette opération est assez classique dans le cadre du raisonnement à partir de cas mais nous proposerons une méthode particulière, adaptée à la problématique traitée. Le deuxième mécanisme d'inférence envisagé est la réutilisation de l'analyse experte. Sur ce point, la proposition décrite dans cet article n'a, à notre connaissance, jamais été abordée dans la littérature. Enfin, le troisième mécanisme d'inférence suggéré dans la Figure 1 est l'adaptation des solutions. Ce point ne sera pas décrit dans l'article.

L'article est structuré de la manière suivante : dans la section 2 nous présentons la représentation du contexte proposée (section 2.1) et les mécanismes associés de recherche des expériences antérieures pertinentes en vue de la réutilisation (section 2.2). La section 3 est consacrée à la description de l'analyse experte (section 3.1) et aux principes proposés pour guider l'analyse lorsqu'un nouveau problème est à résoudre (section 3.2). Enfin, un exemple d'application est fourni pour illustrer ces principes (section 4).

2 MODÈLE DU CONTEXTE ET MÉCANISME DE RECHERCHE

2.1 Modèle du contexte

Afin de simplifier et de systématiser la recherche d'expériences antérieures nous proposons de représenter le contexte du problème à l'aide d'au moins deux descripteurs. Le premier représente le type de produit ou de composant concerné par le problème. En fonction de la connais-

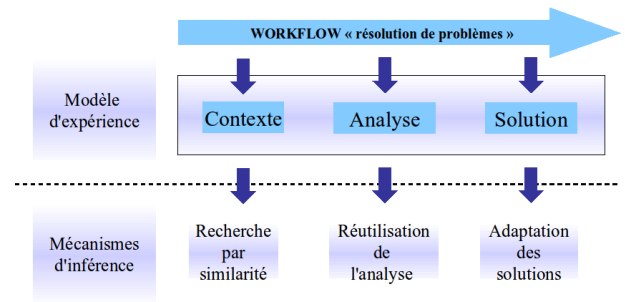


Figure 1: Description générale du cadre

sance disponible, ce produit pourra correspondre à une entité très globale (e.g. un train) ou à une entité plus spécifique (e.g. un frein électrodynamique rhéostatique). Pour formaliser cet aspect de la description du problème, l'utilisation d'une taxonomie (relation hiérarchique de type "est-un" entre des concepts, comme illustré sur la Figure 2) est particulièrement adaptée. En effet, il s'agira, dans la description du contexte, de lui associer un concept issu de la taxonomie correspondante (ici celle des produits / composants). Nous appellerons Co_i le concept "composant" associé à l'expérience E_i .

De manière analogue, nous associerons à chaque expérience un concept correspondant au mieux au type de problème rencontré. Ce concept sera noté Pb_i . Il sera également extrait d'une taxonomie des problèmes. Ainsi, le contexte d'une expérience sera décrit par deux concepts issus respectivement d'une taxonomie des produits et d'une taxonomie des problèmes. Le contexte de l'expérience E_i sera noté $C_i = \langle Co_i, Pb_i \rangle$.

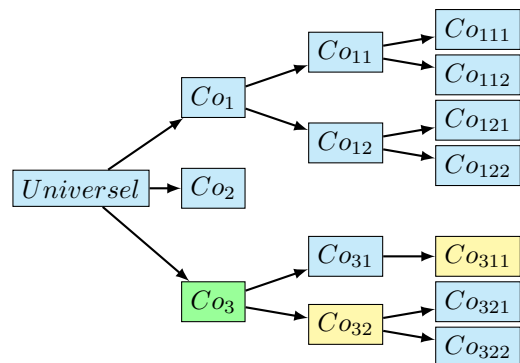


Figure 2: Taxonomie des composants

Signalons que la description du contexte peut, le cas échéant, faire intervenir des descripteurs complémentaires (de type attribut - valeur) mais cette possibilité ne sera pas traitée dans cet article. Dans ce cas, il est possible d'utiliser des mesures de similarités complémentaires et adaptées aux types d'attributs concernés.

2.2 Mécanisme de recherche

Le mécanisme de recherche proposé est fondé sur l'évaluation de la similarité entre le contexte d'un nouveau problème à résoudre et le contexte des problèmes déjà résolus. On supposera le contexte du nouveau problème décrit sous la forme $C' = \langle Co', Pb' \rangle$, où Co' et Pb' désignent respectivement les concepts "Composant" et "Problème" associés au nouveau problème. L'objectif est alors

de mesurer quel est le niveau de similarité avec chaque contexte $C_i = \langle Co_i, Pb_i \rangle$ d'une expérience de la base d'expériences.

Afin d'évaluer cette similarité, nous proposons d'utiliser une mesure de similarité sémantique entre concepts issus d'une même taxonomie. Dans la littérature, plusieurs mesures d'une telle similarité ont été proposées. Globalement, il est possible de distinguer les mesures basées seulement sur la structure taxonomique et des mesures exploitant des informations complémentaires, en général issues de corpus de textes du domaine concerné, qui permettent d'affiner le niveau de similarité des concepts. Dans notre proposition, dans la mesure où des corpus de texte exploitables et en quantité suffisante sont rarement accessibles simplement, nous nous limitons à des mesures basées sur la structure taxonomique.

Plusieurs mesures ont été proposées dans ce cadre. Citons par exemple la mesure proposée par Wu et Palmer [Wu et Palmer, 1994] :

$$sim_{WP}(Co', Co_i) = \frac{2 * N_3}{N_1 + N_2 + 2 * N_3}$$

où N_1 et N_2 désignent respectivement le nombre de liens qui séparent les concepts Co' et Co_i de leur premier ancêtre commun et N_3 désigne le nombre de liens entre ce premier ancêtre commun et la racine de la taxonomie (concept *Universel*). En utilisant l'exemple de taxonomie présenté en Figure 2, supposons que $Co' = Co_{32}$ et que $Co_i = Co_{311}$ (concepts colorés en jaune). Le premier ancêtre commun est Co_3 (coloré en vert). On a alors $N_1 = 1$, $N_2 = 2$ et $N_3 = 1$ ce qui conduit à une similarité

$$sim_{WP}(Co', Co_i) = \frac{2 * 1}{1 + 2 + 2 * 1} = \frac{2}{5}$$

D'autres mesures de similarités basées sur les taxonomies peuvent être utilisées comme celles de Leacock et Chodorow [Leacock et Chodorow, 1998], Choi et Kim [Choi et Kim, 2003] ou encore Al-Mubaid et Nguyen [Al-Mubaid et Nguyen, 2009]. Plus récemment, dans [Batet et al., 2010] une mesure originale est proposée destinée à améliorer les mesures précédentes (n'utilisant que la structure de la taxonomie) sans imposer l'utilisation d'un corpus de texte difficile à obtenir et à traiter. D'après les résultats expérimentaux proposés par les auteurs, cette mesure obtient de très bonnes performances, comparables aux mesures basées sur l'utilisation d'un corpus de texte conséquent. Cette mesure est basée sur la notion de superconcept. Pour un concept C, un superconcept de C est un concept dont C est un descendant. Par exemple, dans la taxonomie représentée sur la Figure 1, les superconcepts de Co_{32} sont Co_3 et *Universel*. On écrira, pour un concept C, $T(C) = \{SC \mid SC \text{ est un superconcept de } C\} \cup \{C\}$. La mesure repose sur le calcul et l'agrégation du nombre total de superconcepts nécessaires pour caractériser les deux concepts comparés ($|T(Co') \cup T(Co_i)|$) et du nombre de superconcepts communs ($|T(Co') \cap T(Co_i)|$).

$$sim_{BSV}(Co', Co_i) = -\log_2 \frac{|T(Co') \cup T(Co_i)| - |T(Co') \cap T(Co_i)|}{|T(Co') \cup T(Co_i)|}$$

Cette mesure n'est toutefois pas normalisée. Afin de ramener la mesure de similarité dans l'intervalle $[0, 1]$, nous ajoutons une normalisation de la mesure de la manière suivante :

$$sim_{JKG}(Co', Co_i) = \begin{cases} \frac{sim_{BSV}(Co', Co_i)}{\log_2(H + 2)} & \text{si } Co' \neq Co_i \\ 1 & \text{si } Co' = Co_i \end{cases}$$

où H désigne la hauteur de la taxonomie.

Pour l'exemple déjà utilisé pour illustrer la mesure de Wu et Palmer, nous obtenons :

$$sim_{BSV}(Co', Co_i) = -\log_2 \frac{5-2}{5} = -\log_2(3/5) \simeq 0,75$$

et pour la mesure normalisée :

$$sim_{JKG}(Co', Co_i) = \frac{-\log_2(3/5)}{\log_2(5)} = 0,32$$

Nous appellerons sim_* la mesure de similarité conceptuelle choisie parmi l'ensemble des mesures disponibles (pour la suite de l'article, et en raison des bonnes performances en pratique de cette mesure, nous choisissons $sim_* = sim_{JKG}$). L'agrégation des deux mesures de similarité calculées (sur le composant et sur le problème) sera réalisée à l'aide d'un opérateur d'agrégation par exemple basé sur une p-distance de Minkovski :

$$Sim_{Mink}(C', C_i) = 1 - \left(\frac{1}{2}(1 - sim_*(Co', Co_i))^p + \frac{1}{2}(1 - sim_*(Cp', Cp_i))^p\right)^{\frac{1}{p}}$$

où p désigne un paramètre permettant de moduler l'agrégation (pour $p = 1$, on obtient la moyenne des similarités élémentaires et pour p infini un opérateur *max*).

Ainsi, à chaque contexte d'expérience présente dans la base d'expériences nous pouvons associer une mesure de similarité avec le contexte du problème à résoudre. Les expériences peuvent alors être sélectionnées (ou non) pour réutilisation en fonction de cette mesure de similarité (par seuillage).

3 MODÈLE DE L'ANALYSE ET MÉCANISME DE RÉUTILISATION DE L'ANALYSE

3.1 Modèle de l'analyse

Le principe d'analyse fréquemment utilisé dans les processus de résolution de problèmes est celui de la recherche des causes racine du problème par une démarche d'approfondissement (Root Cause Analysis). Dans cette démarche, des causes potentielles de premier niveau sont exprimées par des experts puis, sur la base de ces hypothèses, une recherche plus approfondie est conduite en interrogeant les experts sur l'origine des causes envisagées de premier niveau. Ainsi, de proche en proche, les experts progressent vers un ensemble de causes dites "causes racines" qui ne sont plus approfondies car considérées comme fondamentalement à l'origine du problème. Cette démarche d'approfondissement est typiquement mise en œuvre dans la méthode des "5 pourquoi".

Nous ne nous attacherons pas ici au mécanisme permettant aux experts d'exprimer progressivement leur analyse

et nous considérerons que l'analyse a permis d'identifier les causes racine potentielles que nous appellerons dans la suite *hypothèses*, notées H_k^i pour désigner la k^{eme} hypothèse associée à une expérience i . Pour une expérience i , nous noterons H^i l'ensemble des hypothèses associées. Dans l'exemple de la Figure 3, ces hypothèses sont : $H_{111}, H_{12}, H_2, H_{311}$ et H_{32} .

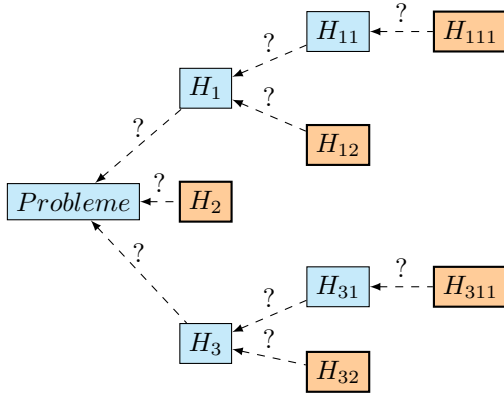


Figure 3: Recherche des causes racine

Afin d'identifier les pistes prometteuses, nous proposons aux experts d'exprimer (individuellement) leur point de vue sur chaque cause racine. Pour cela, l'utilisation du Modèle des Croyances Transférables (MCT ou TBM, Transférable Belief Model) [Smets et Kennes, 1994] est intéressante. En effet, ce formalisme permet à la fois une représentation de l'avis des experts (avec, le cas échéant, de l'incertitude) et la manipulation d'un ensemble d'avis pour les fusionner et obtenir une information de synthèse sur les hypothèses.

A titre d'exemple, supposons que, dans une expérience, la phase d'analyse réalisée par les experts ait conduit à formuler trois hypothèses H_1 , H_2 et H_3 . Le cadre de discernement (espace de raisonnement) est alors $\Omega = \{H_1, H_2, H_3\}$. En utilisant le MCT, l'expert peut en réalité s'exprimer sur toutes les combinaisons disjonctives (en "ou") d'hypothèses en répartissant une masse unitaire sur l'ensemble des combinaisons possibles. Ici, l'ensemble de ces combinaisons est : $2^\Omega = \{\emptyset, H_1, H_2, H_3, H_1 \cup H_2, H_1 \cup H_3, H_2 \cup H_3, H_1 \cup H_2 \cup H_3\}$. La masse totale de croyance distribuée sur l'ensemble des combinaisons de 2^Ω doit être égale à 1 ($\sum_{B \in 2^\Omega} m(B) = 1$). On appelle BBA (Basic Belief Assignment) cette distribution de masse. A partir d'une BBA, il est possible de calculer une mesure de plausibilité Pls et une mesure de crédibilité Bel de chaque combinaison A de 2^Ω :

$$Pls(A) = \sum_{B|B \cap A \neq \emptyset} m(B)$$

$$Bel(A) = \sum_{B|B \subseteq A} m(B)$$

Ces mesures permettent d'interpréter assez intuitivement les situations qui peuvent être rencontrées. Dans le Tableau 1, nous illustrons différentes situations qui peuvent être rencontrées relativement à la répartition de la masse unitaire.

Dans le Tableau 2, nous fournissons les mesures de plausibilité et de crédibilité associées aux hypothèses dans ces différentes situations.

	S1	S2	S3	S4	S5
\emptyset	0	0	0	0	0.4
H_1	0	1	0	0.3	0.3
H_2	0	0	0	0	0
H_3	0	0	0	0	0
$H_1 \cup H_2$	0	0	1	0.7	0.3
$H_1 \cup H_3$	0	0	0	0	0
$H_2 \cup H_3$	0	0	0	0	0
$H_1 \cup H_2 \cup H_3$	1	0	0	0	0

Tableau 1: Différentes répartitions des masses de croyance

	S1	S2	S3	S4	S5
$Bel(H_1)$	0	1	0	0.3	0.3
$Pls(H_1)$	1	1	1	1	0.6
$Bel(H_2)$	0	0	0	0	0
$Pls(H_2)$	1	0	1	0.7	0.3
$Bel(H_3)$	0	0	0	0	0
$Pls(H_3)$	1	0	0	0	0

Tableau 2: Différentes répartitions des masses de croyance

La situation S1 correspond à une incertitude quasi totale (la crédibilité de toutes les hypothèses est égale à 0, leur plausibilité à 1). La situation S2 correspond à une certitude sur l'hypothèse H_1 (la plausibilité et la crédibilité de l'hypothèse H_1 sont égales à 1 et la plausibilité et crédibilité des autres hypothèses sont nulles). La situation S3 correspond à l'exclusion de l'hypothèse H_3 mais une incertitude résiduelle sur les hypothèses H_1 et H_2 . Dans la situation S4 on exclue l'hypothèse H_3 et on privilégie l'hypothèse H_1 par rapport à l'hypothèse H_2 . Enfin, dans la situation S5, une partie de la masse a été transférée sur \emptyset ce qui signifie que l'expert n'exclut pas une hypothèse non encore explicitée. Si plusieurs experts s'expriment, il est alors possible de fusionner leurs avis (voir [Jabrouni et al., 2011] pour une explication détaillée d'un mécanisme utilisable à cette fin) en utilisant une technique de fusion avec un opérateur de type "conjonction prudente" (pour des experts d'une même discipline) et de type "disjonction non interactive" (pour des experts de disciplines différentes)[Ha-Duong, 2008]. Dans tous les cas, le résultat obtenu sera une distribution de masse unitaire sur 2^Ω . Dans la mesure où il est difficile de conserver l'ensemble de cette information (la combinatoire pouvant être assez importante), nous proposons de synthétiser l'information en effectuant une transformation pignistique [Smets, 2005] (la BBA est alors transformée en une distribution de probabilités sur le cadre de discernement). Ce calcul est effectué de la manière suivante pour l'hypothèse H_k :

$$sub_k = \sum_{A \in 2^\Omega, H_k \in A} \frac{m(A)}{|A|(1 - m(\emptyset))}$$

Le résultat est alors une distribution de probabilités sur l'ensemble des hypothèses qui synthétise l'avis subjectif

des experts relativement au problème en cours de résolution. Dans une phase ultérieure, des essais complémentaires pourront valider (ou invalider) les hypothèses avancées et dans ce cas nous considérerons que ce résultat est un résultat objectif (l'hypothèse devient une assertion). Ainsi, pour chaque hypothèse, nous disposons d'un avis subjectif des experts et d'un résultat objectif (quelle hypothèse a été validée in fine). Cette information est conservée, enrichissant l'analyse qui devient alors : $A_i = \{\langle H_k^i, sub_k^i, obj_k^i \rangle\}$ où sub_k^i et obj_k^i désignent respectivement la synthèse des avis subjectifs des experts et le résultat objectif associés à l'hypothèse H_k^i .

3.2 Mécanisme de réutilisation de l'analyse

Le mécanisme que nous proposons pour la réutilisation de l'analyse est le suivant. Lors de la phase de recherche d'expériences similaires (en utilisant le contexte) nous avons sélectionné un ensemble d'expériences candidates (dont le niveau de similarité de contexte avec le problème courant est jugé suffisant). Cet ensemble d'expériences est noté E_{sim}^α .

$$E_{sim}^\alpha = \{E_i | Sim_{Mink}(C', C_i) \geq \alpha\}$$

L'ensemble des hypothèses que nous allons considérer pour proposer une analyse a priori correspond à l'union de l'ensemble des hypothèses associées aux expériences de E_{sim}^α . Soit $H_{sim} = \bigcup H_k^i, E_i \in E_{sim}^\alpha$. Nous allons attribuer deux scores à chaque hypothèse H de cet ensemble (qui permettront de décider si cette hypothèse sera proposée ou non pour la résolution du nouveau problème). Le premier score, appelé "score subjectif" et noté $\sigma_{sub}(H)$, est calculé à partir de la similarité des contextes et à partir des avis subjectifs des experts. Le deuxième score, appelé "score objectif" et noté $\sigma_{obj}(H)$, est calculé à partir de la similarité des contextes et à partir de la validation des hypothèses. On a alors : $\sigma_{sub}(H_k) = \Phi_{E_i \in E_{sim}^\alpha}(\phi(Sim_{Mink}(C', C_i), sub_k^i))$ et $\sigma_{obj}(H_k) = \Phi_{E_i \in E_{sim}^\alpha}(\phi(Sim_{Mink}(C', C_i), obj_k^i))$ où ϕ désigne une fonction d'agrégation locale et Φ une fonction d'agrégation globale. Il est possible par exemple de choisir un opérateur produit pour ϕ et un opérateur max pour Φ .

4 EXEMPLE

L'exemple que nous présentons dans cette section concerne un problème (ne correspondant pas à un cas réel) de défaillance d'alimentation électrique sur un frein électrodynamique d'un train. Dans le Tableau 3, la partie contexte de 6 expériences déjà enregistrées est répertoriée. La colonne "Co" correspond au Composant concerné, la colonne Pb au Problème. Les colonnes sim_1 , sim_2 et sim_{mink} correspondent respectivement aux valeurs de similarité avec le cas courant (Frein électrodynamique + Alimentation) du composant, du problème et de synthèse des deux. Les taxonomies utilisées pour décrire les contextes des expériences sont présentées sur la Figure 4 (pour les composants) et 5 (pour les problèmes).

On suppose que la recherche basée sur les contextes nous a livré comme résultat (avec un seuil α de 0.6 l'ensemble suivant : $E_{sim}^{0.6} = \{(E_1, 0.68), (E_3, 0.77), (E_6, 0.86)\}$ (la deuxième valeur du couple désigne le degré de similarité avec le contexte du problème courant) avec :

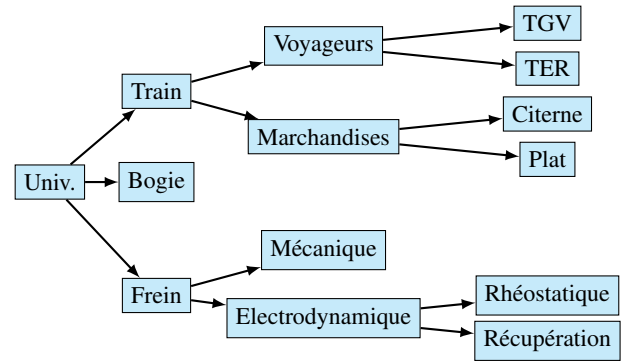


Figure 4: Taxonomie des composants pour l'exemple

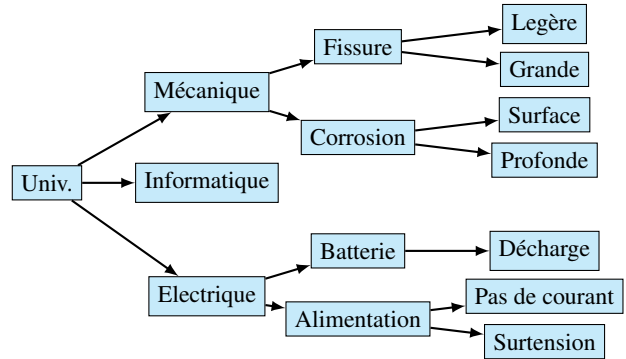


Figure 5: Taxonomie des problèmes pour l'exemple

$$A_1 = \{\langle H_1, 0.6, 1.0 \rangle, \langle H_2, 0.3, 0.0 \rangle, \langle H_3, 0.1, 0.0 \rangle\}$$

$$A_3 = \{\langle H_1, 0.1, 0.0 \rangle, \langle H_2, 0.8, 1.0 \rangle, \langle H_4, 0.1, 0.0 \rangle\}$$

$$A_6 = \{\langle H_1, 0.7, 1.0 \rangle, \langle H_3, 0.2, 0.0 \rangle, \langle H_4, 0.1, 0.0 \rangle\}$$

On en déduit, en utilisant une fonction d'agrégation locale "produit", les valeurs suivantes :

$$A'_1 = \{\langle H_1, 0.41, 0.68 \rangle, \langle H_2, 0.20, 0.0 \rangle, \langle H_3, 0.07, 0.0 \rangle\}$$

$$A'_3 = \{\langle H_1, 0.08, 0.0 \rangle, \langle H_2, 0.62, 0.77 \rangle, \langle H_4, 0.08, 0.0 \rangle\}$$

$$A'_6 = \{\langle H_1, 0.60, 0.86 \rangle, \langle H_3, 0.17, 0.0 \rangle, \langle H_4, 0.09, 0.0 \rangle\}$$

Dans ce cas, l'ensemble H_{sim} est égal à $\{H_1, H_2, H_3, H_4\}$. Nous allons à ce stade déterminer l'intérêt de chacune des hypothèses de cet ensemble. Pour cela, nous utiliserons une fonction d'agrégation globale, ici une fonction "max". Nous obtenons alors le résultat suivant : $\sigma_{sub}(H_1) = \max\{0.41, 0.08, 0.60\} = 0.60$. De manière analogue, nous obtenons $\sigma_{sub}(H_2) = 0.62$, $\sigma_{sub}(H_3) = 0.17$ et $\sigma_{sub}(H_4) = 0.09$.

Pour les scores "objectifs", nous obtenons $\sigma_{obj}(H_1) = \max\{0.9, 0.0, 0.8\} = 0.9$, $\sigma_{obj}(H_2) = 0.7$, $\sigma_{obj}(H_3) = 0.0$ et $\sigma_{obj}(H_4) = 0.0$. Nous observons ici que les hypothèses H_1 et H_2 pourront être proposées à l'utilisateur si elles obtiennent un bon score sur les deux critères.

	Co	Pb	sim_1	sim_2	sim_{mink}
E_1	Frein	Électrique	0.68	0.68	0.68
E_2	Train	Mécanique	0.17	0.17	0.17
E_3	Électrodynamique	Électrique	1	0.68	0.77
E_4	Bogie	Surface	0.17	0.11	0.14
E_5	Marchandises	Électrique	0.13	0.68	0.34
E_6	Récupération	Surtension	0.86	0.86	0.86

Tableau 3: Contextes et similarités de contextes pour l'exemple

5 CONCLUSION ET PERSPECTIVES

La problématique du retour d'expérience appliquée aux processus de résolution de problèmes en entreprise est aujourd'hui d'un grand intérêt. Nous avons proposé dans cette communication une représentation d'une expérience (issue de la résolution d'un problème particulier) et deux mécanismes permettant d'exploiter le contexte et l'analyse contenus dans ces expériences. Soulignons que cette proposition est complémentaire d'approches déjà établies comme la méthode AMDEC plutôt basée sur une analyse a priori d'un système et non sur une approche basée sur l'expérience. L'intégration des méthodes de retour d'expérience et de méthodes de type AMDEC constitue ainsi une problématique prometteuse.

En ce qui concerne le mécanisme d'exploitation des similarités, nous pensons qu'il serait intéressant d'aller au delà de la mesure de similarité basée sur les taxonomies (concepts connectés par une relation *est un*) et de proposer une mesure de similarité intégrant la notion de nomenclature (concepts connectés par une relation *est composé de*). La mise en œuvre pratique du mécanisme de réutilisation de l'analyse suppose que les hypothèses soient formulées de la même manière d'une expérience à l'autre. Pourtant, dans des situations réelles, cette contrainte est rarement satisfaite. En effet, les experts qui s'expriment utilisent en général un vocabulaire qui leur est propre et il est difficile, voire impossible, d'imposer un standard d'expression des hypothèses. Pour contourner cette difficulté, nous pensons qu'un moyen simple pourrait être de constituer une taxonomie des causes (à l'instar des taxonomies de composants et des taxonomies de problèmes) et d'affecter, à chaque hypothèse un concept issu de cette taxonomie et représentant au mieux le type de cause exprimé. Il serait alors assez facile d'affecter à chaque concept "Cause" deux mesures globales (subjectives et objective) en utilisant le mécanisme présenté pour le traitement des hypothèses.

Enfin, nous souhaitons intégrer les modèles et les mécanismes d'inférence dans un outil commercial d'aide à la résolution de problèmes et au retour d'expérience appelé ProWhy®. Cette intégration permettra une évaluation en situation réelle de la proposition.

6 REMERCIEMENTS

Nous remercions Elisabeth Kuntz et Eric Reubrez, ingénieurs au Centre de Ressources et de Compétences "Information, Décision et Communication en Entreprise" de l'Ecole Nationale d'Ingénieurs de Tarbes, qui sont en charge du développement de l'outil ProWhy®.

RÉFÉRENCES

- [Al-Mubaid et Nguyen, 2009] AL-MUBAID, H. et NGUYEN, H. A. (2009). Measuring semantic similarity between biomedical concepts within multiple ontologies. *Trans. Sys. Man Cyber Part C*, 39:389–398.
- [Armaghan, 2009] ARMAGHAN, N. (2009). Contribution à un système de retour d'expérience basé sur le raisonnement à partir de cas conversationnel : application à la gestion des pannes de machines industrielles. Thèse de doctorat, Institut National Polytechnique de Lorraine.
- [Batet et al., 2010] BATET, M., SÁNCHEZ, D. et VALLS, A. (2010). An ontology-based measure to compute semantic similarity in biomedicine. *Journal of Biomedical Informatics*.
- [Bergmann, 2002] BERGMANN, R. (2002). Experience Management : Foundations, Development Methodology, and Internet-Based Applications, volume 2432 de *Lecture Notes in Computer Science*. Springer.
- [Choi et Kim, 2003] CHOI, I. et KIM, M. (2003). Topic distillation using hierarchy concept tree. In *SIGIR*, pages 371–372.
- [Ha-Duong, 2008] HA-DUONG, M. (2008). A hierarchical fusion of expert opinion in the tbm. In DUBOIS, D., LUBIANO, M., PRADE, H., GIL, M., GRZEGORZEWSKI, P. et HRYNIEWICZ, O., éditeurs : *Soft Methods for Handling Variability and Imprecision*, volume 48 de *Advances in Intelligent and Soft Computing*, pages 361–368. Springer Berlin / Heidelberg.
- [Jabrouni et al., 2011] JABROUNI, H., KAMSU-FOGUEM, B., GENESTE, L. et VAYSSE, C. (2011). Continuous improvement through knowledge-guided analysis in experience feedback. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, In Press, Corrected Proof:–.
- [Kolb, 1984] KOLB, D. A. (1984). *Experiential learning : Experience as the source of learning and development*. Prentice Hall., Englewood Cliffs, NJ.
- [Kolodner, 1993] KOLODNER, J. (1993). *Case-Based Reasoning*. Morgan Kaufmann.
- [Leacock et Chodorow, 1998] LEACOCK, C. et CHODOROW, M. (1998). Combining local context and wordnet similarity for word sense identification. In FELLFAUM, C., éditeur : *MIT Press*, pages 265–283, Cambridge, Massachusetts.
- [Rakoto et al., 2002] RAKOTO, H., CLERMONT, P. et GENESTE, L. (2002). Elaboration and exploitation of lessons learned. In *Intelligent Information Processing*, pages 297–300.
- [Smets, 2005] SMETS, P. (2005). Decision making in the tbm : the necessity of the pignistic transformation. *Int. J. Approx. Reasoning*, 38:133–147.
- [Smets et Kennes, 1994] SMETS, P. et KENNES, R. (1994). The transferable belief model. *Artif. Intell.*, 66(2):191–234.
- [Tea, 2009] TEA, C. (2009). Retour d'expérience et données subjectives : quel système d'information pour la gestion des risques ? Thèse de doctorat, Paristech - ENSAM.
- [Weber et al., 2001] WEBER, R., AHA, D. W. et FERNANDEZ, B. I. (2001). Intelligent Lessons Learned Systems. *Expert Systems with Applications*, 17:17–34.
- [Wu et Palmer, 1994] WU, Z. et PALMER, M. (1994). Verb semantics and lexical selection. In *32nd. Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics*, pages 133–138, New Mexico State University, Las Cruces, New Mexico.