



Visualisation en Gestion des Connaissances – Développement d'un nouveau modèle graphique Graph'Atanor

Bruno Pinaud, Pascale Kuntz, Fabrice Guillet, Vincent Philippé

► To cite this version:

Bruno Pinaud, Pascale Kuntz, Fabrice Guillet, Vincent Philippé. Visualisation en Gestion des Connaissances – Développement d'un nouveau modèle graphique Graph'Atanor. Extraction et Gestion des Connaissances (EGC'06), Jan 2006, Lille, France. pp.311-322. inria-00336629

HAL Id: inria-00336629

<https://hal.inria.fr/inria-00336629>

Submitted on 4 Nov 2008

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

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

Visualisation en Gestion des Connaissances Développement d'un nouveau modèle graphique Graph'Atanor

Bruno Pinaud^{*,**}, Pascale Kuntz^{**}, Fabrice Guillet^{**}, Vincent Philippe^{*}

*Knowesia SAS
Atlanpôle, La Fleuriaye
BP 40703, 44481 Carquefou Cedex
{bruno.pinaud, vincent.philippe}@knowesia.fr
<http://www.knowesia.fr>

**Laboratoire d'Informatique de Nantes Atlantique (LINA)
site Ecole Polytechnique
La Chantrerie - rue Christian Pauc
BP 50609, 44306 Nantes Cedex 3
{pascale.kuntz, bruno.pinaud, fabrice.guillet}@univ-nantes.fr
<http://www.sciences.univ-nantes.fr/lina/fr>

Résumé. Les systèmes de gestion des connaissances servent de support pour la création et la diffusion de mémoires d'entreprises qui permettent de capitaliser, conserver et enrichir les connaissances des experts. Dans ces systèmes, l'interaction avec les experts est effectuée avec des outils adaptés dans lesquels une formalisation graphique des connaissances est utilisée. Cette formalisation est souvent basée au niveau théorique sur des modèles de graphes mais de façon pratique, les représentations visuelles sont souvent des arbres et des limitations apparaissent par rapport aux représentations basées sur des graphes. Dans cet article nous présentons le modèle utilisé par le serveur de connaissances Atanor qui utilise des arbres pour visualiser les connaissances, et nous développons une nouvelle approche qui permet de représenter les mêmes connaissances sous la forme de graphes en niveaux. Une analyse comparative des deux méthodes dans un contexte industriel de maintenance permet de mettre en valeur l'apport des graphes dans le processus de visualisation graphique des connaissances.

1 Introduction

L'explosion des quantités de données stockées sur différents supports informatique conjointement à l'avènement des Technologies de l'Information et de la Communication a introduit des bouleversements importants dans le management des entreprises. En plus des connaissances explicites (courriers électroniques, procédures, notes de services, ...), il faut capitaliser l'ensemble des connaissances tacites, c'est à dire les connaissances qui ne sont pas formalisables aisément avec des mots (bonnes pratiques, savoir-faire, ...)(Alavi et Leidner, 2001; Earl, 2001). L'objectif est de rendre cette connaissance accessible aux utilisateurs concernés, de la

Visualisation graphique en GC - le modèle Graph'Atanor

conserver et de l'analyser pour la faire évoluer et par ce biais faire ainsi évoluer l'entreprise. La capitalisation, l'exploitation et l'enrichissement des connaissances se fait de plus en plus souvent par l'intermédiaire d'un système de gestion des connaissances (SGC) informatisé que l'on peut qualifier de mémoire d'entreprise (Dieng-Kuntz et al., 2001). Le processus de création d'une mémoire d'entreprise est un passage d'une mémoire de travail à une mémoire organisationnelle qui se définit comme un capital de connaissances accessible indépendamment des acteurs qui l'ont créée (Prax, 2003).

La construction de cette mémoire dépend des sources de connaissances disponibles et valides qui peuvent être utilisées tels que de la documentation technique, les experts humains ou des courriers électroniques. Selon les sources et les objectifs définis conjointement avec les utilisateurs, différentes approches ont été proposées : GED, mémoire documentaire, mémoire à base de connaissances, mémoire à base de cas, ... Chaque approche est associée à des techniques spécifiques de recueil de données comme des entretiens, des observations de l'expert en situation de travail ou de la transmission via un éditeur. Pour de nombreuses formes d'interaction, des outils de visualisation adaptés s'avèrent des médiateurs efficaces, facilitateurs de dialogue (Aubertin et al., 2003; Colloque ESIEE, 2002). Ils permettent d'apporter aux intervenants humains un substrat artificiel qui transcrive un grand nombre d'informations et qui soit un support à leurs connaissances et à leurs intuitions pour qu'ils puissent non seulement plus facilement exprimer leurs savoirs tacites et implicites mais aussi découvrir des nouvelles connaissances (*e.g.* relations). D'une façon plus générale, la visualisation de connaissances est un domaine naissant en plein essor (Eppler et Burkhard, 2005) et l'analyse de cet aspect fondamental dans un processus de gestion des connaissances (GC) n'en est qu'à ses débuts (Burkhard, 2004).

Dans cet article nous nous focalisons sur l'intégration de la visualisation dans la phase d'opérationnalisation d'une mémoire à base de connaissances. Le serveur de connaissances Atanor qui nous sert d'environnement de référence utilise une approche orientée vers le déploiement de connaissances portant sur des systèmes complexes et provenant de sources multiples (Guillet et al., 2002). On peut citer comme exemples réels d'applications l'aide à la maintenance de machines de tri de courrier, le maintien en fonctionnement de sous-marins ou de navires de surface, le dépannage automobile.

Dès la conception d'Atanor, une formalisation graphique des connaissances basée sur une adaptation des arbres de décision et de défaillances a été proposée (Guillet et al., 2000). Cependant, l'instanciation de ce modèle visuel dans différents contextes applicatifs a mis en évidence des redondances qui peuvent entraver l'interprétation synthétique du fonctionnement d'un processus et masquer des points critiques. Bien que pour des raisons implicites de simplicité, les modèles d'arbres soient souvent privilégiés en GC, nous discutons ici de l'intérêt de l'introduction d'un modèle graphique basé sur des graphes qui sont des outils privilégiés bien connus pour modéliser un système de relations entre des entités. Ils permettent de caractériser précisément des propriétés d'un tel système via un arsenal combinatoire sophistiqué (Berge, 1973) tout en facilitant l'accès au profane à des structures complexes via notamment des représentations visuelles adaptées et nous présentons une comparaison entre ces deux approches pour une application réelle. Dans cet article nous proposons une extension du modèle d'arbre à un modèle de graphe orienté en niveaux.

Le reste de cet article est organisé de la façon suivante : le paragraphe 2 propose un état de l'art des différentes approches pour la visualisation des connaissances dans les systèmes de

GC. Un descriptif général du serveur de connaissances Atanor est rappelé dans le paragraphe 3. Le paragraphe 4 décrit la représentation par logigrammes sous forme arborescente et présente le nouveau modèle de graphes. Une illustration dans le cadre de la maintenance de machines de tri de courrier de la Poste est décrite dans le paragraphe 5.

2 Visualisation graphique en Gestion des Connaissances

Les représentations visuelles proposées dans les systèmes de gestion des connaissances sont pour la plupart basées, au moins implicitement, d'un point de vue formel sur des modèles d'arbres ou plus généralement de graphes. D'un point de vue théorique, ces méthodes ont pour la plupart été initialement développées dans la communauté de la visualisation d'information (Herman et al., 2000). D'un point de vue applicatif en GC, la paire indissociable {modèle, représentation visuelle} dépend à la fois des connaissances dont on dispose, du mode de raisonnement sur ces connaissances et des différents points de vue "utilisateurs" considérés dans le SGC. Nous nous restreignons ici aux références associés à des applications en GC.

De façon générale, les modèles de visualisation sont souvent basés sur le modèle générique des réseaux sémantiques (Lehmann, 1992). Ils représentent avec les sommets d'un graphe des concepts et avec les arcs des relations sémantiques entre ces concepts. La majeure partie des techniques présentées ci-dessous pourrait être considérée, dans le cadre d'une représentation descriptive, comme des spécialisations des réseaux sémantiques.

2.1 Représentation par arbres

Les représentations sous forme d'arbres qui sont parmi les plus abouties, regroupent des techniques très différentes :

- Les cartes cognitives (Buzan et Buzan, 1996) permettent une représentation visuelle des idées ; ce modèle permet de représenter autour d'un sommet central des idées ou des pensées en créant différentes arborescences autour de ce sommet. Différentes solutions logicielles reprennent cette approche notamment MindManager¹, VisualMind² ou les différentes solutions proposées par "The Brain"³. Dans le domaine du logiciel libre, on peut citer FreeMind⁴ qui est une solution complète et aboutie.
- Les arbres de défaillances (Limnios, 2005) sont très utilisés dans le domaine de la sûreté de fonctionnement. Les représentations graphiques permettent de représenter l'ensemble des pannes possibles pouvant se produire pour un évènement donné. Un même système peut donc avoir plusieurs arbres de défaillances possibles. Cette technique est très employée dans le monde industriel où la sécurité est primordiale (aéronautique, automobile, chimie, nucléaire, ...)
- Les arbres de décision et plus généralement les graphes d'inductions ont été initialement utilisés en apprentissage automatique (Zighed et Rakotomalala, 2000). Ils sont des modèles privilégiés d'exploration des données à la fois pour la description et le classement. Les feuilles d'un arbre de décision représentent des classes d'individus et chaque

¹<http://www.mmdfrance.fr/>

²<http://www.visual-mind.com/>

³<http://www.thebrain.com>

⁴http://freemind.sourceforge.net/wiki/index.php/Main_Page

sommet intermédiaire est associé à un test sur un attribut d'une des classes. Chaque arc correspond à une réponse possible d'un test.

2.2 Représentation par graphes

La plupart des représentations par graphes en GC se retrouvent associées à trois grandes classes de modèles dont les intersections peuvent être importantes : les graphes conceptuels, les ontologies et les réseaux bayésiens.

- Les graphes conceptuels ont été à l'origine proposés comme une représentation graphique de la logique de premier ordre. Ils permettent de simplifier la mise en relation entre la logique et les langues naturelles (Sowa, 1992) pour obtenir une représentation des données qui soit lisible par tous et algorithmiquement puissante. En GC, ils peuvent servir pour mettre en évidence des relations entre les données (Aissaoui et al., 2003) et comme formalisme pour représenter des ontologies (Fürst, 2004).
- L'ingénierie ontologique vise à la construction et l'exploitation d'ontologies, c'est à dire des représentations des connaissances d'un domaine indépendantes des usages opérationnels qui peuvent en être fait. Dans une mémoire à base de connaissances, les ontologies permettent d'explicitier la terminologie ou les concepts liés à un métier ou à un groupe donné d'individus au sein d'une organisation. Du fait de l'importance croissante en GC, différents logiciels proposent des représentations graphiques tels que Protégé⁵, Os-Skill⁶ (Roche et al., 2005) ou encore ITM de Mondeca⁷.
- Les réseaux bayésiens, utilisés initialement en apprentissage automatique, peuvent s'interpréter comme des graphes d'états auxquels sont ajoutés des probabilités de transition sur les arcs. Des logiciels sont maintenant utilisés en GC : BayesiaLab et Best⁸.
- Plus spécifiquement, des représentations graphiques ont été développées en association avec les méthodes classiques de GC tel que CommonKADS (Corby et Dieng, 1998).

3 Descriptif général du serveur de connaissances Atanor

Le serveur de connaissances Atanor dans lequel s'intègre notre travail est construit autour de quatre modèles associés à des représentations graphiques :

1. un "modèle d'expertise" représentant les processus métiers qui permet de maintenir des connaissances procédurales exprimées sous formes de règles de raisonnement ;
2. un "modèle organique" qui permet de décrire la structure du système à travers sa décomposition organique ;
3. un "modèle des compétences" associées au système décrivant les compétences des acteurs sur le système (de l'équipe à l'entreprise) en les hiérarchisant du plus global au plus spécifique ;
4. un organigramme des personnes associé à un modèle de compétences pouvant intervenir sur le système (Vergnaud et al., 2004).

⁵<http://protege.stanford.edu/index.html>

⁶<http://www.ontologos-corp.com>

⁷<http://www.mondeca.com/>

⁸http://www.bayesia.com/index_fr.php

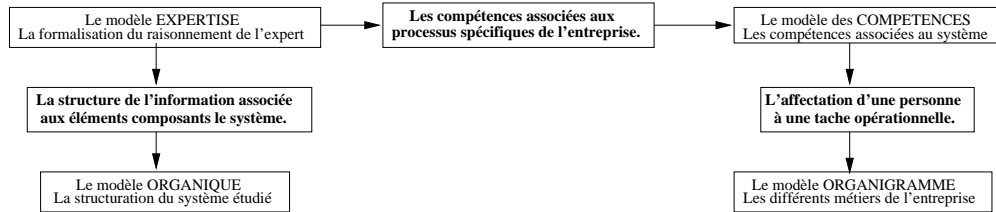


FIG. 1 – Les différents modèles d'Atanor avec leurs interactions.

Ces modèles interagissent entre eux : les connaissances portent sur des composants d'un système dont la manipulation nécessite des compétences elles-mêmes portées par des individus de l'organisation en charge de ce système (voir la figure 1).

L'architecture technique d'Atanor est basée sur un serveur de connaissances réalisé majoritairement en Prolog. Le choix de ce langage pour l'implémentation du serveur facilite la gestion interne des connaissances recueillies, mais surtout permet d'activer ces connaissances. Le serveur est composé d'un ensemble de modules proposant différentes vues sur les modèles dont le module *Expert* qui permet aux experts de capitaliser la connaissance en décrivant les modèles et leurs associations.

4 Des logigrammes aux graphes en niveaux pour le module *Expert*

Nous nous focalisons dans la suite sur les représentations du modèle d'expertise qui est associé au module *Expert* car il représente ici la mémoire organisationnelle. Il permet de représenter des connaissances procédurales actionnables liées à un savoir-faire se décomposant en une suite d'étapes. Par exemple, dans le cas d'un diagnostic pour l'aide à la maintenance d'un système industriel, la stratégie mise en œuvre par les experts consiste à tester successivement des hypothèses sur l'état des composants ou des fonctionnalités du système, et ceci en procédant généralement des hypothèses les plus simples aux plus complexes.

4.1 Représentation visuelle par des logigrammes

Le premier modèle proposé, appelé logigramme d'expertise, associe chaque étape du raisonnement de l'expert à un sommet d'un arbre. La représentation graphique des logigrammes a été présentée à l'origine comme une généralisation enrichie des arbres de décision et des arbres de défaillance (Figure 2). Deux types de sommets structurants sont mis en évidence : (1) Les sommets *tests* associés à une variable, typiques des arbres de décision, dont les fils ne sont pas ordonnés, mais dont chaque arc est associé à une valeur de la variable. La variable est généralement associée à l'état dans lequel se trouve un élément du système sous-jacent ; (2) les sommets *modules*, absents des arbres de décision et de défaillance, dont les fils sont ordonnés de gauche à droite et généralement du plus simple au plus complexe, au sens de l'expert. Chacun de ces sommets permet de définir un "module de connaissances" permettant d'intégrer

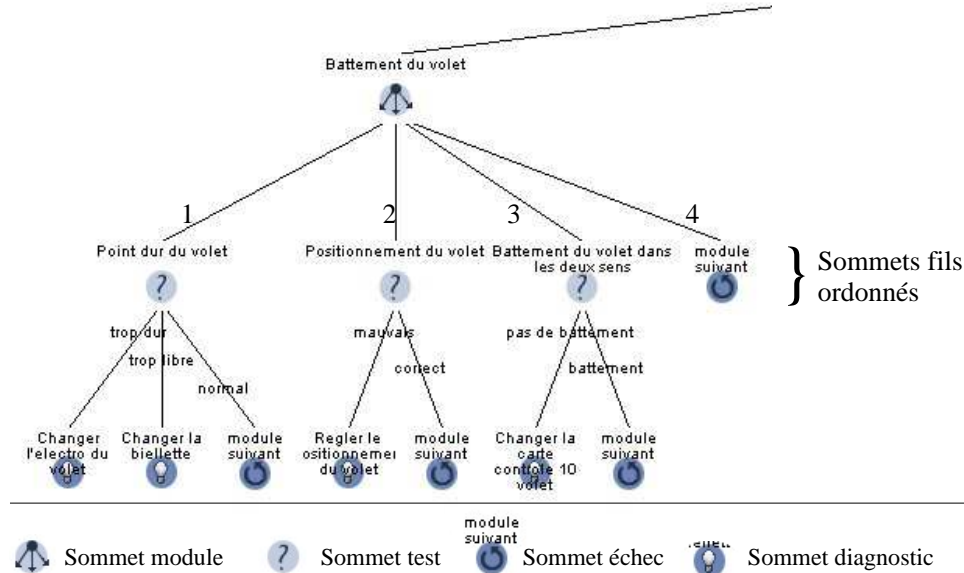


FIG. 2 – Formalisation des connaissances par logigramme.

des principes cognitifs caractéristiques des stratégies de décision expertes dont un principe de parcimonie/décidabilité (Barthélemy et Mullet, 1992) : les premiers sommets fils d'un module permettent d'arriver à une décision à moindre coût par des opérations simples (parcimonie) et les sommets fils suivant offrent la possibilité de réaliser des opérations de plus en plus complexes afin d'arriver à une prise de décision même si elle s'avère coûteuse (décidabilité).

Il existe aussi deux types de sommets terminaux : les sommets associés à un *diagnostic* indiquant une résolution du problème ainsi que la réparation à effectuer et les sommets associés à un *échec* indiquant une non résolution du problème et provoquant la mise en œuvre d'un mécanisme de retour au dernier sommet module traité et la transition au sommet suivant au sens de l'ordre induit par ce sommet module.

Une propriété importante de cette formalisation graphique réside dans la possibilité de transformer un logigramme en un ensemble de règles de production, en traduisant l'ensemble des chemins menant de la racine à chacune des feuilles. Ainsi le logigramme de la figure 2 se transforme en 4 règles :

Règle 1 : si point dur volet = trop dur alors changer l'électro du volet ;

Règle 2 : si point dur volet = trop libre alors changer la biellette ;

Règle 3 : si point dur volet = normal et positionnement du volet = mauvais alors régler le positionnement du volet ;

Règle 4 : si point dur volet = normal et positionnement du volet = correct et battement du volet dans les deux sens = pas de battement alors changer la carte contrôle 10 volet ;

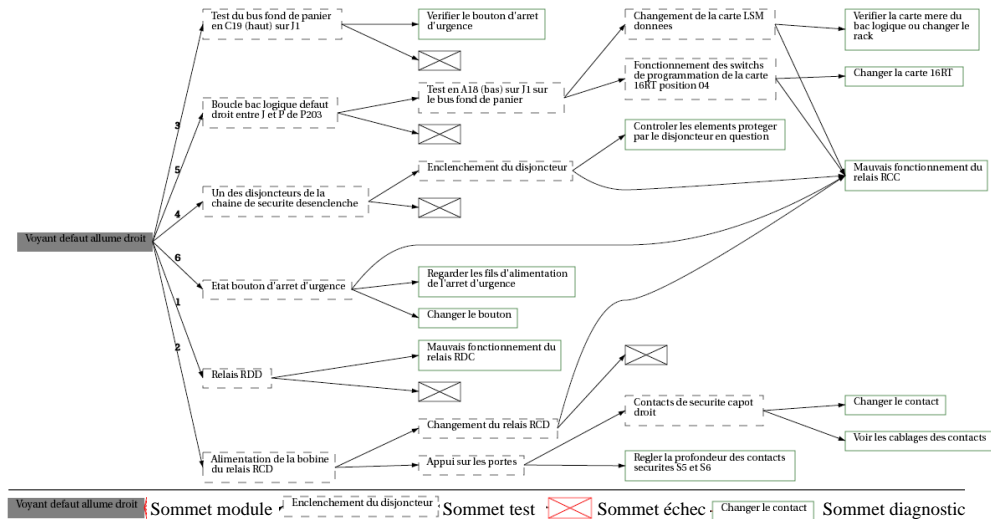


FIG. 3 – Exemple de graphe en niveaux pour le modèle d’expertise.

La représentation graphique des connaissances par logigramme a l’avantage d’être beaucoup plus intelligible et synthétique qu’un ensemble équivalent composé d’une liste de règles de production. Cependant, des sous-arbres correspondant à des sous-ensembles de règles de production utilisés dans différentes phases peuvent être dupliqués à l’issue de la phase d’expertise. Cette duplication lorsqu’elle est fréquente peut nuire à l’intelligibilité de la représentation visuelle.

4.2 Le modèle Graph’Atanor et sa représentation visuelle

Pour palier aux limites du logigramme d’expertise, nous avons développé un modèle de graphe en niveaux. Ce modèle a pour avantage de pouvoir exploiter directement le modèle Prolog qui associe directement un sommet avec l’ensemble de ses fils sans redondance. Dans le modèle de graphes, les sommets représentent comme dans les logigrammes les tests, les modules ou les diagnostics. La différence majeure est ici l’unicité ; un sommet ne peut pas être dupliqué. Ces sommets sont ordonnés dans des niveaux : en notant 1 le premier niveau, le niveau i contient les sommets dont la longueur du plus long chemin originaire du niveau 1 vaut i . Les arcs représentent pour les sommets tests les différentes valeurs possibles de la variable associée à ce sommet. Pour les sommets modules, comme dans les logigrammes, les arcs sont associés à un numéro d’ordre qui définit l’ordre de priorité de la transition (voir la figure 3).

L’objectif général de la représentation visuelle d’un tel graphe est de fournir un tracé intelligible sur un support standard. La qualité du dessin est décisive pour l’appropriation de la représentation par l’utilisateur (Purchase, 2000). Lorsqu’une convention de tracé est donnée (ici le tracé en niveaux), on retient en général deux concepts de base (Di-Battista et al., 1999) :

1. les contraintes du support et de l’œil humain qui imposent notamment des écarts minimums à respecter entre les sommets et les arcs.

2. les critères "esthétiques" qui définissent les propriétés à satisfaire pour faciliter l'intelligibilité. Ces critères sont définis par des contraintes combinatoires : minimisation du nombre de croisement d'arêtes, minimisation de la somme des longueurs des arêtes, minimisation des coudes dans certains types de tracés, ... La plupart de ces critères ne peuvent cependant pas être satisfaits simultanément. Des travaux récents en psychologie cognitive ont montré que la réduction des croisements d'arêtes est le critère prépondérant pour la lisibilité et la mémorisation (Purchase, 1997).

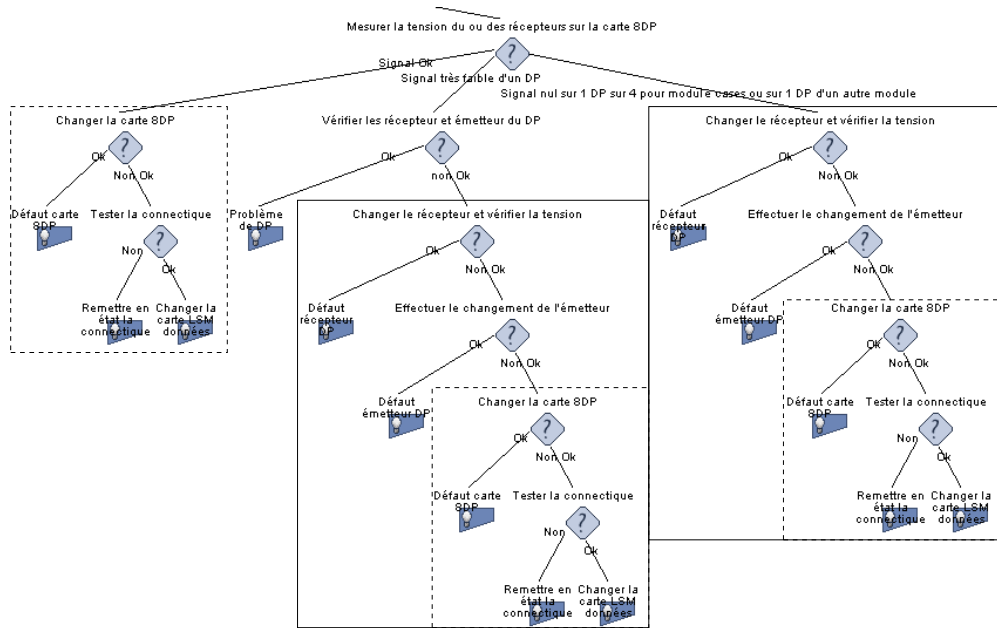
Dans le cas d'un tracé en niveaux, la minimisation du nombre de croisements d'arcs peut sembler plus simple que le problème plus général de minimiser le nombre de croisement d'arêtes sur un graphe quelconque puisque le choix de coordonnées géométriques pour les sommets est ici remplacé par le choix d'un ordre des sommets sur chaque niveau. Le problème reste néanmoins *NP*-complet (Garey et Johnson, 1983).

Un grand nombre d'heuristiques pour ce problème suivent le principe du balayage successif des différents niveaux : les sommets de chaque niveau sont réordonnés de façon à réduire le nombre de croisements d'arcs. Des stratégies très variées ont été proposées pour le réordonnement (*e.g.* Laguna et al. (1997) pour plus de détails). Les plus utilisées sont basées sur des méthodes de tris qui utilisent le nombre de croisements d'une façon proche des tris classiques et des heuristiques basées sur le principe selon lequel le nombre de croisements diminue si un sommet se trouve à peu près au milieu de ses voisins sur les niveaux adjacents (Sugiyama et al., 1981). Plus récemment différentes méthaheuristiques ont été développées pour ce problème : recherche tabou (Laguna et al., 1997), GRASP (Marti, 2001) et les algorithmes génétiques hybridés dont on a expérimentalement montré qu'ils sont très compétitifs et peuvent présenter des avantages certains dans le cadre d'un tracé interactif (Pinaud et al., 2004), cadre privilégié en GC. Ainsi, la représentation visuelle de Graph'Atanor a été effectuée par un algorithme génétique hybridé avec deux spécificités majeures (Kuntz et al., 2006) : deux opérateurs de croisements adaptés aux représentations en niveaux, et une recherche locale combinant différentes transformations locales.

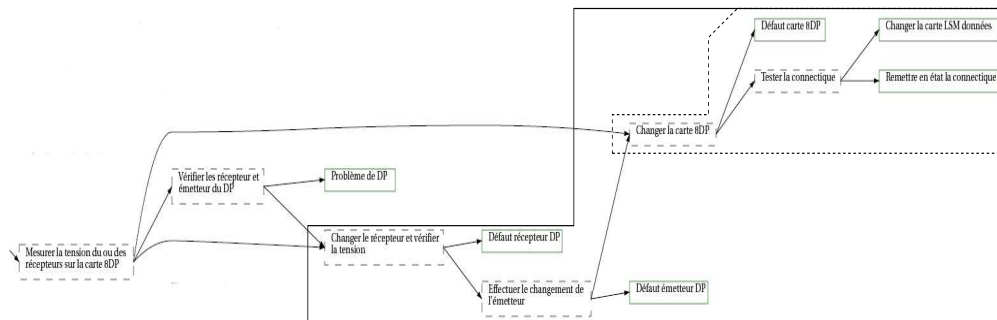
5 Analyse comparative des modèles graphiques

Nous avons comparé les logigrammes et les graphes en niveaux dans le cadre applicatif de l'aide au diagnostic pour la maintenance de machines de tri automatique de courrier (La Poste). Après une période d'adaptation et de formation à l'éditeur de connaissances, les experts ont commencé à assurer la construction, la mise à jour et l'évolution des connaissances maintenues par l'outil. La phase de recueil des connaissances s'est étalée sur deux ans et s'est appuyée sur quatre experts géographiquement dispersés. Elle a permis de mettre en évidence une trentaine de pannes possibles, nécessitant la construction d'un logigramme par panne. Les experts ont ainsi fait apparaître plus de 400 sommets tests et environ 200 diagnostics différents ont été répertoriés.

La figure 4-a propose un extrait d'un logigramme pour la résolution d'une panne précise. La figure 4-b est un extrait du graphe en niveaux pour la même panne. Pour obtenir un dessin le plus lisible possible, la contrainte qui impose un ordre des fils dans les sommets modules dans le modèle d'arbres est relaxée. Pour les sommets tests, les réponses aux tests permettant de choisir le chemin à suivre ne sont pas affichées.



(a) Extrait du logigramme "Bourrage séquence vidage" effectué avec Atanor. Les parties entourées du dessin représentent des parties identiques du logigramme



(b) Extrait de la représentation en graphe en niveaux. Les sous-graphes entourés permettent de situer les parties qui étaient dupliquées dans le logigramme précédent.

FIG. 4 – Extrait d'un même processus métier pour le débarrage d'un type de machine de tri de courrier représenté soit (a) avec un logigramme soit (b) avec un graphe.

Plusieurs avantages apparaissent clairement sur la représentation avec un graphe. Le principal est ici que les parties dupliquées dans le logigramme ne le sont plus dans le graphe. Cette non-duplication permet une meilleure exploitation du tracé par l'expert ou le manager :

- on voit clairement qu'un même diagnostic peut être effectué rapidement en un nombre minimum de tests ou plus lentement avec plus d'étapes,
- un même diagnostic peut avoir des effets multiples (non représenté ici),
- les sommets avec un degré important ont statistiquement plus de chances d'être utilisés dans les diagnostics et donc une attention particulière préventive pourra être portée sur les parties du système concernées (maintenance préventive). Une conséquence immédiate est de pouvoir améliorer la répartition des experts ou des techniciens pour être certain d'avoir toujours une personne compétente sur les pannes risquant de se produire souvent.

De plus, le comptage des passages dans chaque sommet différent est plus simple dans le graphe que dans le logigramme. Cette statistique permet à l'expert ou au manager de recenser les composants du graphe peu utilisés (pannes peu fréquentes) de ceux qui le sont fréquemment (pannes fréquentes pouvant indiquer une faiblesse dans le système).

6 Conclusion

La visualisation graphique des données en GC est d'une importance majeure pour une bonne utilisation des SGC et leur appropriation par les utilisateurs. Nous avons montré dans le cadre d'un véritable exemple industriel que les représentations en arbres, qui sont parmi les plus abouties, sont limitées par rapport à un modèle de graphes. Ce modèle qui peut paraître a priori plus compliqué, permet d'améliorer les représentations visuelles pour s'assurer d'une meilleure exploitation des modèles de connaissances par les experts.

Bien qu'étant de taille limitée et utilisant peu de données, les représentations de la figure 4 sont déjà trop grandes pour tenir correctement sur un support standard (feuille de papier ou écran) tout en restant lisible. Par exemple, le graphe permettant de représenter l'ensemble des pannes de la machine de tri de courrier compte 553 sommets et 625 arcs. Ce graphe permet d'apporter des informations supplémentaires intéressantes pour les experts mais même après optimisation du tracé, il reste encore environ un millier de croisements d'arcs. Ce graphe ne peut donc pas être représenté entièrement sur un écran et d'autres méthodes complémentaires de visualisation adaptées pour ces grandes structures de données sont à envisager (Munzner, 2000). De plus, lors de la saisie des graphes par les experts, il est intéressant d'optimiser le tracé après l'ajout de sommets et d'arcs pour conserver un graphe lisible et compréhensible. Dans ce cas le tracé devient interactif et les algorithmes de visualisation doivent prendre en compte le tracé obtenu à l'instant t avant de produire celui de l'instant $t + 1$ pour respecter au mieux la carte mentale de l'utilisateur (Eades et al., 1991) et ainsi éviter à ce dernier de dépenser une énergie cognitive importante inutilement pour redécouvrir le tracé.

Références

- Aissaoui, G., D. Genest, et S. Loiseau (2003). Le modèle des cartes cognitives de graphes conceptuels : un modèle graphique d'aide à la prise de décision. In *Actes 2^o journées francophones Modèles Formels de l'Interaction (MFI)*, pp. 243–248. Cepaduès.

- Alavi, M. et D. Leidner (2001). Review : Knowledge management and knowledge management systems : Conceptual foundations and research issues. *Mis Quarterly* 25(1), 107–136.
- Aubertin, G., I. Boughzala, et J. Ermine (2003). Cartographie de connaissances critiques. In *Actes conf. Extraction et Gestion des Connaissances (EGC)*, pp. 495–502. Hermes.
- Barthélemy, J. et E. Mullet (1992). A model of selection by aspects. *Acta Psychologica* 79, 1–19.
- Berge, C. (1973). *Graphes et hypergraphes*. Dunod.
- Burkhard, R. (2004). Learning from architects : The difference between knowledge visualization and information visualization. In *Proc. of the 8th Int. conf. on Information Visualisation (IV)*, pp. 519–524.
- Buzan, T. et B. Buzan (1996). *The Mind Map Book*. Plume Books.
- Colloque ESIEE (2002). Colloque cartographie de l'information : de la visualisation à la prise de décision dans la veille et le management de la connaissance. ESIEE, Noisy Le Grand (93).
- Corby, O. et R. Dieng (1998). Webcokace : a commonKADS expertise model web server. In *Proc. of the 11th Workshop on Knowledge acquisition, Modeling and Management (KAW)*.
- Di-Battista, G., P. Eades, R. Tamassia, et I. Tollis (1999). *Graph drawing Algorithms for the visualization of graphs*. Prentice-Hall.
- Dieng-Kuntz, R., O. Corby, F. GAndon, A. Giboin, J. Golebiowska, N. Matta, et M. Ribière (2001). *Méthodes et outils pour la gestion des connaissances (2° ed.)*. Dunod.
- Eades, P., W. Lai, K. Misue, et K. Sugiyama (1991). Preserving the mental map of a diagram. In *Proc. of Compugraphics*, pp. 24–33.
- Earl, M. (2001). Knowledge management strategies : toward a taxonomy. *J. of Management Information Systems* 18(1), 215–233.
- Eppler, M. et R. Burkhard (2005). Knowledge visualization. In D. Schwartz (Ed.), *Encyclopedia of Knowledge Management*. Idea Group.
- Fürst, F. (2004). *Contribution à l'ingénierie des ontologies : une méthode et un outil d'opérationnalisation*. Ph. D. thesis, Université de Nantes.
- Garey, M.-R. et S. Johnson (1983). Crossing number is NP-complete. *SIAM J. of Algebraic and Discrete Methods* 4(3), 312–316.
- Guillet, F., D. Follut, V. Philippé, et J. Philippé (2002). Athanor : Une approche pour la gestion des connaissances de maintenance sur les systèmes complexes. In *1° journée Systèmes d'Information pour l'Aide à la Décision en Ingénierie Système (JESIADIS)*, pp. 41–54.
- Guillet, F., D. Follut, P. Vandekerckhove, et J. Philippe (2000). Un serveur de connaissances dans un contexte de maintenance appliquée aux machines de tri postal. In *Journées Internationales Ingénierie de systèmes et NTIC (NimesTIC'2000)*, pp. 2–11.
- Herman, I., G. Melançon, et M. Marshall (2000). Graph visualization and navigation in information visualization : a survey. *IEEE Trans. on Visualization and Computer Graphics* 6(11), 24–43.
- Kuntz, P., B. Pinaud, et R. Lehn (2006). Minimizing crossings in hierarchical digraphs with a hybridized genetic algorithm. In *J. of heuristics*. Springer Science+Business Media. A paraître.
- Laguna, M., R. Marti, et V. Valls (1997). Arc crossing minimization in hierarchical design with Tabu Search. *Computers and Operations Res.* 24(12), 1175–1186.
- Lehmann, F. (1992). Semantic network. In F. Lehmann (Ed.), *Semantic Networks in Artificial Intelligence*, Volume 24 of *Int. Series in Modern Applied Mathematics and Computer Science*, pp. 1–50. Pergamon Press.
- Limnios, N. (2005). *Arbres de défaillances (2° Ed.)*. Hermes.

Visualisation graphique en GC - le modèle Graph'Atanor

- Marti, R. (2001). Arc crossing minimization in graphs with GRASP. *IIE Trans.* 33(10), 913–919.
- Munzner, T. (2000). *Interactive Visualization of Large Graphs and Networks*. Ph. D. thesis, Stanford University.
- Pinaud, B., P. Kuntz, et R. Lehn (2004). Dynamic graph drawing with a hybridized genetic algorithm. In I. Parmee (Ed.), *Automatic Computing in Design and Manufacture VI (ACDM)*, pp. 365–375. Springer.
- Prax, J. (2003). *Le Manuel du Knowledge Management*. Dunod.
- Purchase, H. (1997). Which aesthetic has the greatest effect on human understanding ? In *Proc. Symp. Graph Drawing' 97*, pp. 248–261. LNCS.
- Purchase, H. (2000). Effective information visualisation : a study of graph drawing aesthetics and algorithms. *Interacting with computers* 13(2), 477–506.
- Roche, C., C. Foveau, et S. Reguigui (2005). La démarche ontologique pour la gestion des compétences et des connaissances. In *Actes conf. Extraction et Gestion des Connaissances (EGC)*, Volume 2, pp. 359–364. Cépaduès éditions.
- Sowa, J. (1992). Conceptual graphs summary. In P. Eklund, T. Nagle, J. Nagle, et L. Gerholz (Eds.), *Conceptual Structures : Current Research and Practice*, pp. 3–52. Ellis Horwood.
- Sugiyama, K., S. Tagawa, et M. Toda (1981). Methods for visual understanding of hierarchical systems. *IEEE Trans. Sys. Man and Cybernetics* 11(2), 109–125.
- Vergnaud, N., M. Harzallah, et H. Briand (2004). Modèle de gestion intégrée des compétences et connaissances. In *Actes conf. Extraction et Gestion des Connaissances (EGC)*, pp. 159–170. Cépaduès Editions.
- Zighed, D. et R. Rakotomalala (2000). *Graphes d'induction - Apprentissage et data mining*. Hermès.

Summary

Knowledge management systems are used to support the creation, transfer and application of knowledge in companies; it is especially applied to experts' knowledges. The interaction between the knowledge management systems and the experts is done by visualization tools requiring graphical formalization of knowledge and specifically developed for this task. The formalization is often theoretically based on graph-models, yet the best associated visual representations use trees; these may be more limited than those with graphs. This paper gives an introduction to Atanor, a knowledge management system which represents knowledge with a tree-based model; then we develop a new approach based on layered digraph for representing knowledge. Finally we carry out a comparison on an industrial example to show the advantages of the graph-based model over the classical tree-based model.