

RÉPUBLIQUE ALGÉRIENNE DÉMOCRATIQUE ET POPULAIRE
MINISTÈRE DE L'ENSEIGNEMENT SUPÉRIEUR ET DE LA RECHERCHE SCIENTIFIQUE

UNIVERSITÉ FERHAT ABBES - SÉTIF-



Vice rectorat chargé de la post graduation

École doctorale d'informatique
Option
Ingénierie des Systèmes Informatiques

Mémoire

Présenté pour l'obtention du

Diplôme de Magister

par Nouredine MEKROUD

Thème:

***Intégration des techniques du Datamining
dans le processus de gestion des connaissances
basée sur le raisonnement à partir de cas :
Application à la maintenance industrielle***

Membres du Jury :

Président : Dr TOUAHRIA.M

Maître de conférences (U.F.A SETIF)

Rapporteur : Dr MOUSSAOUI.A

Maître de conférences (U.F.A SETIF)

Examineur : Dr KHABABA.A

Maître de conférences (U.F.A SETIF)

Juillet 2009

Remerciements

Je remercie et je loue, d'abord et avant tout ALLAH, sans lequel rien ne se fait ou ne se crée.

Je porte ma reconnaissance à mon encadreur, Mr. MOUSSAOUI Abdelouahab.

Comme je remercie le président de jury et l'examineur, pour avoir accepté de juger ce travail.

Sans oublier, enfin tous mes amis qui ont partagé, avec moi, mes craintes et mes espoirs durant la réalisation de ce travail.

Je remercie le groupe K-PLAST pour son aide technique.

N. Mekroud

Dédicace

Le présent mémoire est dédié à :

Mes parents pour leurs encouragements et leurs prières.

Mes frères et sœurs.

Tous mes amis et ma promotion.

Noureddine

TABLE DES MATIÈRES

Introduction générale	11
------------------------------------	-----------

PARTIE 1 : LES CONNAISSANCES DANS L'ENTREPRISE

Chapitre I : La maintenance industrielle	15
Introduction.....	16
1- Historique de la maintenance.....	16
2- Quelques définitions	16
3- Facteurs favorisant l'émergence du besoin de maintenir	17
4- Typologie de la maintenance	17
4.1- La maintenance corrective	18
4.2- La maintenance préventive.....	18
4.3- La maintenance proactive.....	18
4.4- La maintenance améliorative	18
5- Politiques et stratégies de maintenance	19
6- Choix de la forme de maintenance à mettre en œuvre : l'aide à la décision	20
7- Les objectifs de la maintenance	20
7.1- Les objectifs généraux.....	20
7.2- Les objectifs à la japonaise (les cinq zéros)	20
7.3- Les objectifs techniques	21
7.4- Les objectifs financiers.....	21
8- Analyse du système de maintenance	21
8.1- Les missions du service maintenance.....	21
8.2- Les fonctions d'un système de maintenance	21
8.3- Les systèmes d'information et la maintenance.....	22
8.4- Les SGMAO et l'aide à la décision : les systèmes expert.....	23
9- Différentes architectures des systèmes de maintenance	24
9.1- Historique et classification des architectures de maintenance	24
9.2- Le système de maintenance.....	25
9.3- Le système de télémaintenance	25
9.4- Le système d'e-maintenance	25
9.5- Le système s-maintenance.....	26
10- L'apprentissage dans les systèmes de maintenance.....	27
11- La méthode AMDEC	27
11.1- Présentation générale.....	27
11.2- Les concepts d'AMDEC	27
11.3- Différents types d'AMDEC	28
11.4- La démarche AMDEC.....	28
Conclusion	29

Chapitre II : La gestion des connaissances	30
---	-----------

Introduction.....	31
1- Les notions de base de la gestion des connaissances.....	31
1.1- Généralités.....	31
1.2- La connaissance	31
1.3- Les Connaissances dans l'entreprise	32
2- La gestion des connaissances.....	34
2.1- Présentation générale	34
2.2- La représentation des connaissances réelles.....	35
2.3- Les systèmes de gestion des connaissances	36
2.4- Diffusion de l'information et de la connaissance.....	37
2.5- La veille technologique vise à vis la gestion des connaissances	38

3- Les problématiques de gestion des connaissances dans les entreprises	38
3.1- Présentation générale	38
3.2- Apprendre en marchant	39
3.3- L'innovation et la gestion des connaissances.....	40
3.4- L'intelligence économique.....	41
4- La capitalisation des connaissances.....	42
4.1-Presentation générale	42
4.2- Cycle de capitalisation des connaissances.....	43
4.3- Représentation des connaissances et ontologies	44
4.4- Capitalisation des connaissances et mémoire d'entreprise.....	46
5- Méthodes dédiées à la construction d'une mémoire d'entreprise.....	47
5.1- Différentes méthodes de construction de mémoire d'entreprise	47
5.2- Outils et méthodes de l'ingénierie des connaissances.....	49
5.3- La mémoire d'entreprise & les ontologies	50
5.4- Mémoire à base de cas	51
5.5- Réutilisation des méthodes existantes	52
6- Place de l'intelligence artificielle dans la gestion des connaissances	54
Conclusion	54

PARTIE 2 : ÉTAT DE L'ART ET THÉORIES

Chapitre III : Le raisonnement à partir de cas	56
Introduction.....	57
1- Approche du raisonnement à partir de cas.....	57
2- Historique	58
3- Les différents modes de raisonnement	59
4- Fonctionnement du RàPC	59
5- Le cycle du raisonnement à partir de cas.....	60
5.1- Présentation générale	60
5.2- Les phases du cycle de RàPC	61
6- Avantages et inconvénients du RàPC	66
7- Le cycle du RàPC et les supports de connaissances	67
8- Quelques réflexes sur le RàPC	70
8.1- Le RàPC est une méthodologie et pas une technologie.....	70
8.2- La représentation des connaissances et la représentation des concepts	71
8.3- Les serveurs de connaissances et l'ingénierie des systèmes de connaissance.....	71
8.4- Les expériences erronées.....	71
8.5- Le RàPC et les bases de données avancées	72
9- Domaines d'application du RàPC.....	72
9.1- Typologie d'applications.....	72
9.2- Notre domaine : la maintenance industrielle.....	73
9.3- Modèle de conception des systèmes de RàPC dédiés au diagnostic	74
Conclusion	75
Chapitre 4 : Le Datamining et le RàPC	76
Introduction.....	77
1- Le Datamining	77
2- Les principes du Datamining	77
2.1- Les tâches du datamining	77
2.2- Les données	77
2.3- Les modèles.....	78
2.4- Les méthodes.....	78
3- Le clustering	79
3.1- Définition de la segmentation	80
3.2- Composition d'une tâche de clustering	80

4- La sélection des attributs pertinents.....	81
4.1- La complexité du problème de sélection.....	81
4.2- quelques définitions	81
4.3- Méthodes pour la classification.....	82
4.4- La sélection d'attributs pour le clustering.....	82
4.5- Données manquantes.....	83
5- Le Textmining dans le processus de résolution des problèmes par RàPC	84
6- Comparaison entre le Datamining et le Knowledge Management	85
7- Les contributions de combinaison du RàPC et des techniques du datamining.....	86
7.1- Les axes et tendances de la recherche en RàPC	86
7.2- Quelques contributions Datamining - RàPC	88
8- La combinaison Datamining-RàPc dans le domaine du diagnostic	92
8.1- Le domaine du diagnostic médical.....	92
8.2- Le domaine du diagnostic industriel	93
Conclusion	93

PARTIE 3 : CONTRIBUTION

Chapitre 5 : Étude comparative des plateformes de KM et RàPC existantes 95

Introduction.....	96
1- Présentation des outils de KM	96
1.1- Positionnement des outils de KM.....	96
1.2- Les caractéristiques d'un outil de KM	96
1.3- Plan fonctionnel d'une plateforme de KM.....	97
2- Panorama des outils de KM	98
2.1- Typologie de l'offre	98
2.2- Tendances et perspectives	100
3- Les outils et plateformes RàPC.....	100
4- Quelques plateformes modulaires.....	100
4.1- CBR Tools.....	101
4.2- CAT-CBR	101
4.3- L'outil IUCBRF	102
4.4- L'outil MyCBR.....	103
4.5- Notre choix : la plateforme JColibri.....	104
5- L'éditeur d'ontologies Protégé 2000	105
6- Comparaison entre les plateformes RàPC	107
7- Autres Shells de RàPC.....	108
Conclusion	109

Chapitre 6 : Notre démarche : Hybridation RàPC-Datamining 110

Introduction.....	111
1- Le cycle de capitalisation des connaissances dans notre approche	111
2- La conception de la solution proposée.....	112
2.1- Présentation de UML	112
2.2- Ontologie des concepts de la maintenance.....	112
2.3- Les modules du système à développer	113
2.4- La structure proposée de la base de cas.....	115
3- Le prétraitement et la découverte de connaissances dans les bases de cas.....	16
3.1- La préparation des données	116
3.2- L'association entre les attributs de la base des cas.....	116
3.3- Les relations causales entre les symptômes de pannes.....	117
4- Les concepts de base de notre approche	118
4.1- Fragmentation verticale de la base des cas.....	118
4.2- Mappage entres deux espaces : les pannes et les solutions	118
5- Les étapes du processus proposé	120

6- Avantages et inconvénients de l'approche proposée	121
6.1- Les avantages de notre approche.....	121
6.2- Les inconvénients de l'approche	123
Conclusion	123
Chapitre 7 : Implémentation et validation des résultats	124
Introduction.....	125
1- La machine de démonstration	125
1.1- Présentation générale	125
1.2- Schéma fonctionnel de l'extrudeuse	126
2- L'ontologie du domaine d'étude.....	127
3- Intégration des techniques du Datamining dans le prétraitement des cas	128
3.1- Partitionner les données en échantillons d'apprentissage et de test	128
3.2- Prétraitement et préparation des données	128
3.3- Choisir le nombre de clusters par l'algorithme SHA	131
3.4- Le K-Means sur les axes factoriels et les données continues.....	132
4- Validation des résultats des prétraitements.....	136
4.1- Pourquoi un échantillon d'apprentissage et un autre de test	136
4.2- Les axes factoriels générés par les individus supplémentaires.....	136
4.3- Explication des résultats de la segmentation et interprétation des groupes.....	137
4.4- Validation des résultats par déploiement	139
5- Les étapes de notre approche.....	140
5.1- Le cycle RàPC dans l'espace Descripteurs-Pannes.....	140
5.2- Passage entre les espaces Descripteurs-Pannes et Descripteurs-Solutions	142
5.3- Le cycle RàPC dans l'espace Descripteurs-Solutions.....	143
5.4- Analyse des performances du cycle RàPC implémenté	144
5.5- Discussion des résultats expérimentaux de l'approche proposée.....	144
Conclusion	145
Conclusion et perspectives.....	146
Bibliographie	148
Annexes	154
Annexe 1 : La segmentation hiérarchique ascendante	155
Annexe 2 : Les algorithmes du K-Means.....	159
Annexe 3 : Les K-Plus proches voisins	162
Annexe 4 : Mesures de rapprochement.....	164
Résumé	169

LISTE DES FIGURES

Figure 1.1 : Taxonomie de la maintenance.....	17
Figure 1.2 : Exemple d'arbre de décision pour choisir la forme de maintenance adaptée à un sous-ensemble	19
Figure 1.3 : Le contenu fonctionnel d'un système de maintenance.....	22
Figure 1.4 : Les différents système informatisés pour la gestion de la maintenance.....	23
Figure 1.5 : Classification de différentes architectures de maintenance.....	24
Figure 1.6 : Architecture d'un système de maintenance.....	25
Figure 1.7 : Architecture de télémaintenance.....	25
Figure 1.8 : Architecture du concept de e-maintenance	26
Figure 1.9 : Architecture du concept de s-maintenance	26
Figure 2.1 : Deux principaux catégories de connaissance dans l'entreprise	33
Figure 2.2 : Classification des différents types d'information	33
Figure 2.3 : Le spectre des connaissances	34
Figure 2.4 : Les quatre modes de conversion de connaissances.....	35
Figure 2.5 : La gestion des connaissances formalisables	36
Figure 2.6 : Processus générique de KM et problématique de capitalisation sur les connaissances	44
Figure 3.1 : Carré d'analogie.....	60
Figure 3.2 : Le cycle de raisonnement à partir de cas	61
Figure 3.3 : Types de l'adaptation dans les systèmes de RàPC.....	64
Figure 3.4 : Modèle générique d'un système RàPC guidé par les connaissances	67
Figure 3.5 : La décomposition méthode-tâche du RàPC	69
Figure 3.6 : Les technologies de l'IA utilisées dans le cycle du RàPC	70
Figure 3.7 : Un système de RàPC dédié au diagnostic de pannes	74
Figure 4.1 : Les deux approches de sélection d'attributs.....	82
Figure 5.1: Outils de KM et de Gestion de l'Information.....	96
Figure 5.2 : Les quatre fonctions d'une plateforme de KM.....	97
Figure 5.3 : Panorama des outils du KM.....	98
Figure 5.4 : Le diagramme de classes de la plateforme : CBR Tools.....	101
Figure 5.5 : Le Processus du CAT-CBR pour le développement d'un système RàPC	102
Figure 5.6 : Exemple d'interface de la plateforme IUCBRF (problème d'évaluation de l'immobilier)	103
Figure 5.7 : Architecture de MyCBR	104
Figure 5.8 : La Structure de la plateforme jCOLIBRI 2.....	105
Figure 5.9 : Les trois couches de base des ontologies et Web sémantique.....	106
Figure 6.1 : Cycle de capitalisation des connaissances pour notre approche	111
Figure 6.2 : Méthodologie proposée – expertise de l'équipement.....	113
Figure 6.3 : Les paquets du système à développer	113
Figure 6.4 : Modèle de l'expertise sur l'équipement.....	114
Figure 6.5 : Modèle de gestion des interventions	114
Figure 6.6 : Le modèle général du domaine	115
Figure 6.7 : Structure générale de la base des cas	116
Figure 6.8 : Les attributs proposés de la base des cas, réparties en deux espaces.....	118
Figure 6.9 : Mappage entre les deux espaces : Descripteurs-Pannes & Descripteurs-Solutions.....	119
Figure 6.10 : Les étapes d'intégration des techniques de Datamining dans le processus de gestion des connaissances	121
Figure 7.1 : Vue d'ensemble de l'extrudeuse - machine de fabrication de tuyauterie–Battenfeld.....	125
Figure 7.2 : Les composants fonctionnels de l'extrudeuse.....	126
Figure 7.3 : Représentation de l'ontologie du domaine étudié par l'éditeur Protégé	127
Figure 7.4 : Schéma XML de l'ontologie du domaine d'étude représenté par le OWL.....	127
Figure 7.5 : Résultats d'une statistique discrète univariée sur les modalités des attributs qualitatifs	129
Figure 7.6 : Les résultats d'une analyse ACP.....	129
Figure 7.7 : Les résultats d'une analyse ACM sur l'espace Descripteurs-Pannes.....	130
Figure 7.8 : Les résultats d'une analyse ACM sur l'espace Descripteurs-Solutions.....	130
Figure 7.9 : Le dendrogramme d'agrégation de l'espace Descripteurs-Pannes	131
Figure 7.10 : Les résultats de la SHA dans l'espace Descripteurs-Solutions	132

Figure 7.11 : Représentation visuelle des clusters de l'espace Descripteurs-Pannes	133
Figure 7.12 : Représentation visuelle des clusters de l'espace Descripteurs-Solutions	133
Figure 7.13 : Statistiques descriptives sur un cluster de l'espace Descripteurs-Pannes	134
Figure 7.14 : Extrait de la table de contingences entre les variables qualitatives et les clusters générés (Espace Descripteurs-Pannes)	135
Figure 7.15 : Mappage entre les clusters générés dans les deux espaces (Descripteurs-Pannes & Descripteurs-Solutions).....	135
Figure 7.16 : Les résultats d'une analyse ACP sur les données de test	136
Figure 7.17 : Les résultats d'une analyse ACM sur les données de test (Espace Descripteurs-Pannes).....	137
Figure 7.18 : Les résultats de la SHA sur les données suppléments (Espace Descripteurs-Solutions).....	137
Figure 7.19 : Les résultats d'une segmentation par les K-Means sur les données de test (Espace Descripteurs-Pannes)	138
Figure 7.20 : Les résultats d'une segmentation par les K-Means sur les données de test (Espace Descripteurs-Solutions).....	138
Figure 7.21 : Résultats du déploiement des données de test sur les clusters d'apprentissage	139
Figure 7.22 : Introduction des indicateurs pour le nouveau cas de panne à résoudre	140
Figure 7.23 : Pondération des descripteurs de la panne.....	140
Figure 7.24 : Les cas de pannes similaires trouvés.....	141
Figure 7.25 : Révision et adaptation du cas similaire trouvé.....	141
Figure 7.26 : Mémorisation du nouveau cas de panne trouvé	142
Figure 7.27 : Exemple de mappage entre deux espaces segmentés.....	142
Figure 7.28 : Les cas de solutions similaires trouvés	143
Figure 7.29 : Mémorisation de la nouvelle solution de panne résolue	143
Figure 7.30 : Augmentation de la pertinence des solutions proposées suivant le nombre de cas stockés....	144

LISTE DES TABLEAUX

Tableau 1.1 : Cotation d'un mode de défaillance	28
Tableau 2.1 : Processus de KM & le rôle des Techniques d'information	37
Tableau 2.2 : La diffusion des connaissances.....	37
Tableau 2.3 : Positionnement de la veille et du management des connaissances.....	38
Tableau 2.4 : Le transfert de l'information.....	40
Tableau 2.5 : Les modèles de capitalisation de connaissances.....	43
Tableau 2.6 : Comparaison des méthodologies de capitalisation des connaissances	53
Tableau 4.1 : Comparatif des algorithmes de Datamining	79
Tableau 4.2 : Comparaison entre l'approche de Datamining et le RàPC	85
Tableau 5.1 : Les principaux catégories des outils de KM.....	99
Tableau 5.2 : Comparaison entre les plateformes graphiques du RàPC.....	107
Tableau 5.3 : Comparaison entre les outils Shell du RàPC	109

Introduction générale

L'application du Retour d'Expérience est fréquente dans la vie quotidienne de chacun. Depuis les premiers temps, les hommes de métier qui voulaient améliorer leurs savoir-faire se donnaient la peine de consulter leurs ancêtres les plus expérimentés ; et étudier avec soin les idées proposées, et décider ensuite si les conseils reçus sont applicables tels qu'ils sont pour leurs cas, ou sont à revoir et à améliorer. Les connaissances d'une entreprise, considérées comme un patrimoine fragile et une richesse critique, circulent et s'enrichissent et sont exploitées plus ou moins avec fiabilité, elles peuvent également disparaître par un départ en retraite, une mutation ou un licenciement d'un expert. Cette richesse d'expertise, qui doit être protégée et aussi capitalisée et distribuée, forme la partie principale d'une mémoire d'entreprise. Ainsi, la valorisation économique des entreprises repose de plus en plus sur des facteurs immatériels, notamment celui de la connaissance. Selon une étude sur des centaines de sociétés industrielles américaines, l'estimation de la valeur de leur patrimoine de connaissances (Knowledge Capital) correspond à 217% de leur capital financier net [J. Ermine, 2005].

Aujourd'hui, les entreprises doivent répondre à plusieurs exigences, en terme qualitatif et quantitatif, sur les produits et services assurés, et avec un coût minimal. Pour résister, dans un monde économique fondé de plus en plus sur la compétitivité, l'un des facteurs de puissance des entreprises est la fiabilité de leurs systèmes de production. La productivité des entreprises est basée sur la sûreté de fonctionnement de leurs équipements. Afin de satisfaire ces exigences, un système intelligent et efficace pour la gestion de la maintenance industrielle est à concevoir. Aussi, pour assurer un cumul d'expériences issues des interventions de maintenance sur les cas de pannes rencontrés, la création d'une mémoire métier fiable doit se faire parallèlement à ces interventions. L'objectif de ce mémoire est d'étudier l'utilisation du Retour d'Expérience dans un système de gestion de la maintenance industrielle. Notre travail est orienté vers la capture, la capitalisation, et la diffusion de l'expertise humaine dans le domaine du diagnostic des pannes. L'intérêt de capitaliser les connaissances d'une entreprise, pour leur réutilisation ultérieure, mérite une prise en charge par les décideurs ; puisque l'investissement dans la conservation et le développement du capital immatériel est, sans doute, rentable aux moyens et longs termes. La capitalisation et le partage des connaissances, et le rapprochement du niveau de connaissances individuel au niveau d'expériences collectives de l'entreprise, représentent un gain très important aux organismes. Une citation dit : « Si on savait ce qu'on savait, on serait trois fois plus efficace ».

La gestion des connaissances est un phénomène global à l'entreprise. Elle fait intervenir tous les processus de capitalisation, d'exploitation et de partage du savoir-faire ; en faisant évoluer le patrimoine intellectuel de l'organisation. La gestion des connaissances est une application pratique des sciences cognitives, de l'intelligence artificielle et des sciences de l'organisation. L'aspect stratégique de la gestion des connaissances est de comprendre, soutenir, optimiser et accélérer ces processus, en synergie et de manière cohérente. Cela nécessite l'introduction des méthodologies d'extraction et de représentation des connaissances. Parmi les diverses méthodologies de gestion des connaissances existantes, nous avons utilisé le raisonnement à partir de cas, qui émerge actuellement parmi les techniques de gestion des connaissances et de l'intelligence artificielle, et qui est basé sur la réutilisation des expériences passées pour résoudre les nouveaux problèmes rencontrés. Raisonner en réutilisant les solutions des cas passés similaires est un moyen puissant, et un réflexe très naturel, utilisé fréquemment pour résoudre les problèmes, ceci est confirmé par des expériences en psychologie et en sciences cognitives. Le raisonnement à partir de cas (RàPC) est souvent employé dans la conception des systèmes intelligents, puisqu'il est bien évident et légitime que les problèmes similaires auront des solutions similaires, et qu'on se retrouve souvent face à un problème que l'on a déjà rencontré.

Le RàPC, comme une méthodologie de capitalisation des connaissances, propose des solutions aux problèmes actuels à résoudre, en utilisant les connaissances acquises des expériences passées, et en enrichissant en continu la base de connaissances. Mais, cette méthodologie repose sur des notions beaucoup plus théoriques que techniques, ce qui lui donne l'aspect d'une méthodologie et pas une technologie. Le Datamining, utilisé dans la découverte et la modélisation des informations utiles, cachées dans une masse de données grande et complexe, offre des solutions techniques incontournables dans la découverte et la capitalisation des connaissances de l'entreprise. Le RàPC peut être couplé à la puissance des techniques du Datamining dans les différentes étapes de son processus, à savoir les modes de représentation des connaissances, leur stockage et indexation, la recherche des cas similaires au problème à résoudre, la réutilisation et la révision des solutions trouvées, ainsi que le mode d'apprentissage choisi. Aussi, la possibilité d'intégration des techniques de nettoyage, de préparation et de visualisation, issues des VLDB (Very Large DataBases), est à étudier, vu les points communs partagés entre la structuration des bases des cas du RàPC et celle des bases de données. Ce mémoire propose une approche d'intégration des techniques du Datamining dans le processus du RàPC. Une intégration qui met en clair les grandes possibilités du développement des systèmes de retour d'expériences, renforcés par des algorithmes utilisés en Datamining.

Ainsi, l'objectif de notre travail est d'étudier l'utilisation des techniques du Datamining et des VLDB, qui émergent actuellement, dans le cycle du processus RàPC ; en éclairant l'appui qu'elles peuvent fournir pour améliorer la qualité d'implémentation des solutions conçues en utilisant la méthodologie RàPC. Après une étude bibliographique sur les travaux d'intégration des techniques du Datamining dans le cycle du RàPC, surtout dans notre domaine du diagnostic industriel, on a remarqué que la majorité des contributions se sont fixées sur la segmentation de la base des cas entière, suivie d'une recherche des cas similaires dans le segment pertinent, avec une relation fixe et corporelle entre un cas et sa solution proposée. Cette approche standard cache plusieurs inconvénients comme la liaison directe entre la panne et sa solution qui n'est pas toujours stable et unique, car une panne peut être remédiée par plusieurs solutions possibles, selon la stratégie de maintenance choisie (préventive ou corrective). Aussi, considérer la relation panne-solution comme une relation bidirectionnelle peut aider à découvrir des cas où les descripteurs de pannes ne sont pas suffisants, et d'autres symptômes seront à découvrir et à étudier pour cerner les causes d'une panne, sinon celle-ci sera mal diagnostiquée, et les solutions possibles seront ainsi multiples et ambigus.

Pour donner une solution à ce problème, notre approche est basée sur la mise en cause de la liaison directe et stable entre les pannes de leurs solutions possibles. On propose dans notre travail une fragmentation verticale de la base des connaissances du domaine étudié en deux partitions : l'espace des symptômes et leurs pannes correspondantes, et l'espace des symptômes et leurs solutions possibles ; suivi d'un clustering du contenu de chaque espace, et d'un mappage entre les clusters des pannes et de leurs solutions possibles par des relations bidirectionnelles avec cardinalités entre les deux espaces, et étudier ensuite les connaissances cachées qui pourront être mises en évidence par ce mappage. On finira par l'application du cycle de RàPC sur les deux espaces conjointement. L'approche proposée offre non seulement la possibilité de réutilisation des expériences passées, mais aussi de traiter le cas où les mêmes symptômes donneront plusieurs pannes possibles, ce qui indique l'insuffisance de ces symptômes pour diagnostiquer les pannes. Aussi, si les mêmes symptômes auront plusieurs solutions possibles, on pourra choisir entre ces solutions suivant la stratégie de maintenance à appliquer (corrective, préventive...). Notre approche peut aussi aider à la planification des interventions par priorité, si une solution peut remédier plusieurs pannes possibles, elle sera donc plus prioritaire. D'autres avantages et arguments pertinents accompagneront la présentation de notre démarche.

Ce mémoire est organisé en trois parties, la première contient deux chapitres : dans le premier nous présenterons les concepts de base de la maintenance industrielle, ainsi qu'une classification des différentes architectures des systèmes de gestion de la maintenance assistée par ordinateurs (SGMAO) existants, et nous mettons en évidence le type de SGMAO choisi pour implémenter notre approche. Au deuxième chapitre, nous présenterons un état de l'art des différentes méthodologies de gestion des connaissances dans les entreprises, ainsi que les méthodes d'ingénierie des connaissances et de création des mémoires d'entreprises existantes. Cela nous permettra de justifier le choix de notre démarche de capitalisation des connaissances et d'élaboration d'une mémoire d'entreprise pour notre système d'aide à la décision en maintenance ; c'est la méthodologie du raisonnement à partir de cas.

La deuxième partie du mémoire est partitionnée comme suit : au troisième chapitre, nous éclairons les principes fondamentaux du raisonnement à partir de cas, suivi d'un état de l'art des techniques utilisées dans son cycle. Dans le quatrième chapitre, nous présenterons les concepts de base du Datamining, en se pointant sur celles qui sont utilisées dans les systèmes RàPC, en analysant les possibilités de leur intégration dans chaque phase du processus RàPC. Nous présenterons ensuite une recherche bibliographique sur les contributions existantes d'intégration des techniques du Datamining dans les différentes phases du raisonnement à partir de cas ; cela nous permettra d'avoir une idée claire sur les travaux existants, et d'étudier leurs avantages et inconvénients ; ce qui aidera sans doute dans la conception de notre approche.

Dans la dernière partie du mémoire, nous présenterons dans le chapitre cinq une étude sur les outils de gestion des connaissances et les plateformes RàPC existantes, suivie d'une comparaison entre ceux-ci. On se fixant ensuite sur la plateforme RàPC choisie : JCOLIBRI 2.1, ainsi que l'éditeur d'ontologies Protégé 2000, qu'on a utilisé pour créer l'ontologie de l'équipement choisi pour l'application de notre système de diagnostic industriel. Dans le chapitre six, nous décrivons les principes de l'approche proposée, en expliquant les étapes de développement de notre système d'aide au diagnostic basé sur le RàPC et le Datamining. Un soin particulier est apporté aux prétraitements, à la segmentation de la base des cas, ainsi qu'aux mesures de similarité choisies lors de la recherche des anciens cas de pannes les plus proches du contexte du problème actuel à résoudre. Dans le dernier chapitre, nous démontrerons la faisabilité de notre démarche sur une plateforme de démonstration assurant la maintenance d'un système de production industrielle, l'équipement choisi est une machine extrudeuse des tubes de plastic de marque BATTENFELD.

Le mémoire se terminera par une conclusion générale et des perspectives qui ouvriront les portes à d'autres travaux de perfectionnement et d'amélioration. Une annexe expliquera les mesures de similarité utilisées dans l'implémentation notre approche.

PARTIE 1

Les connaissances dans l'entreprise

LA MAINTENANCE INDUSTRIELLE

&

LA GESTION DES CONNAISSANCES

CHAPITRE 1

LA MAINTENANCE INDUSTRIELLE

Résumé :

Pour résister dans un monde économique fondé de plus en plus sur la compétitivité, l'un des facteurs de puissance des entreprises est la fiabilité de leurs systèmes de production. La productivité des entreprises est basée sur la sûreté de fonctionnement de leurs équipements. La maintenance industrielle est devenue un enjeu stratégique dans la gestion des entreprises modernes.

L'objectif de ce chapitre est de présenter les notions de base de la maintenance industrielle, ainsi que les stratégies de maintenance suivies dans les entreprises. Une étude éclairant les différents niveaux d'intégration de l'outil informatique dans le perfectionnement du processus de maintenance sera proposée ; allant des systèmes d'information basés sur de simples interrogations des bases de données, jusqu'aux systèmes intelligents d'aide à la décision basés sur la capitalisation des connaissances du domaine.

Introduction

Augmenter la productivité est le souci commun de toutes les entreprises, cela place les problèmes de sûreté de fonctionnement au centre de leurs préoccupations. Puisque la maintenance apporte une contribution essentielle à la sûreté de fonctionnement d'un bien vu le coût élevé des pannes, l'investissement dans une stratégie de maintenance participe aux résultats finaux de l'entreprise et devient une des fonctions essentielles dans un système de production. La nécessité d'une gestion informatisée de ce domaine est facilement prouvée, vu ses avantages, surtout pour les systèmes assurant la capitalisation du savoir faire issus des interventions de maintenance effectuées.

1- Historique de la maintenance

Le terme « maintenance », forgé sur les racines latines *manus* et *tenere*, est apparu dans la langue française au XII^{ème} siècle. L'étymologiste Wace a trouvé la forme *mainteneor* (celui qui soutient), utilisé en 1169 : c'est une forme archaïque de *mainteneur*. L'usage du mot « maintenance » dans la littérature française trouve trace depuis le seizième siècle, et pour les anglo-saxons l'utilisation de ce terme est plus moderne surtout dans le vocabulaire militaire : « le maintien dans des unités de combat, de l'effectif et du matériel à un niveau constant » [F. Monchy, 2003]. Au cours du dernier demi-siècle, la maintenance a connu une évolution très profonde. Cette évolution a touché les stratégies, les attitudes, les habitudes, les moyens et les méthodes. La maintenance a évolué du concept d'entretien suite à la défaillance d'un système, à celui d'une politique de maintenance basée sur des stratégies préventives, correctives, proactives et même amélioratives [K. Mahfoudi, 2008].

2- Quelques définitions

Les définitions de base dans la fonction de maintenance sont [F. Ly et Al, 1999] :

La **défaillance** est l'altération ou la cessation de l'aptitude d'une entité à accomplir une fonction requise. Après défaillance d'une entité, celle-ci est en état de panne.

Le **diagnostic** est un processus de recherche des causes et des conséquences d'une défaillance, à l'aide d'un raisonnement logique fondé sur un ensemble d'informations provenant d'une inspection, d'un contrôle d'un test ou d'un historique de pannes. Le diagnostic permet de confirmer, de compléter ou de modifier les hypothèses faites sur l'origine et la cause des défaillances et de préciser les opérations de maintenance corrective nécessaires.

La **maintenance** est « l'ensemble des actions techniques, administratives et de gestion durant le cycle de vie d'un bien, destinées à le maintenir ou à le rétablir dans un état dans lequel il peut accomplir la fonction requise ». Maintenir un bien est considéré comme étant une action à long terme contrairement à l'action rétablir, considérée à court terme.

Les définitions complémentaires suivantes sont selon la norme AFNOR, 2001 [I. Rasovska 2006] :

La **sûreté de fonctionnement** est « un ensemble des propriétés qui décrivent la disponibilité et les facteurs qui la conditionnent : fiabilité, maintenabilité, et logistique de maintenance ».

La **disponibilité** est « une aptitude d'un bien à être en état d'accomplir une fonction requise dans des conditions données, à un instant donné ou durant un intervalle de temps donné, en supposant que la fourniture des moyens extérieurs nécessaires est assurée ». Cette aptitude dépend de la combinaison de la fiabilité, de la maintenabilité et de la supportabilité de maintenance.

La **fiabilité** est « une aptitude d'un bien à accomplir une fonction requise, dans des conditions données, durant un intervalle de temps donné ».

La **maintenabilité** est « dans des conditions données d'utilisation, une aptitude d'un bien à être maintenu ou rétabli dans un état où il peut accomplir une fonction requise, lorsque la maintenance est accomplie dans des conditions données, en utilisant des procédures et des moyens prescrits ».

La **supportabilité** est « une aptitude d'une organisation de maintenance à mettre en place les moyens de maintenance appropriés à l'endroit voulu en vue d'exécuter l'activité de maintenance demandée à un instant donné ou durant un intervalle de temps donné ».

La **logistique de maintenance** représente « des ressources, services et moyens de gestion nécessaires à l'exécution de la maintenance ».

La **fonction requise** est définie comme « une fonction, ou un ensemble de fonctions d'un bien considérées comme nécessaires pour fournir un service donné ».

3- Facteurs favorisant l'émergence du besoin de maintenir

La maintenance n'est pas une destination, c'est un voyage. Dans les entreprises, la recherche de la productivité est un objectif fixe, rendant obligatoire le passage de l'entretien à une politique de maintenance tous comme celle de la production. Les facteurs pouvant accélérer ce passage sont [F. Monchy, 2003] :

- La sensibilisation des décideurs aux gains de performance que peut offrir une politique de maintenance.
- L'évaluation du potentiel d'investissement de l'entreprise sur les moyens de production qui exige une disponibilité permanente de ces équipements.
- Une nature homogène et standardisée et une conception modulaire du parc à maintenir rendent cette tâche plus organisée. Aussi, l'automatisation des processus sous forme de routines journalières.
- L'estimation du coût et des conséquences des arrêts ou perturbation de production explique l'intérêt d'une stratégie de maintenir.
- Une équipe d'intervention bien formée, guidée par un staff technique favorisant le travail collectif basé sur la conservation et le partage des expériences acquises des interventions réalisées.

4- Typologie de la maintenance

Les types, ou stratégies, de maintenance sont classés par la norme AFNOR, 2001 comme suite :

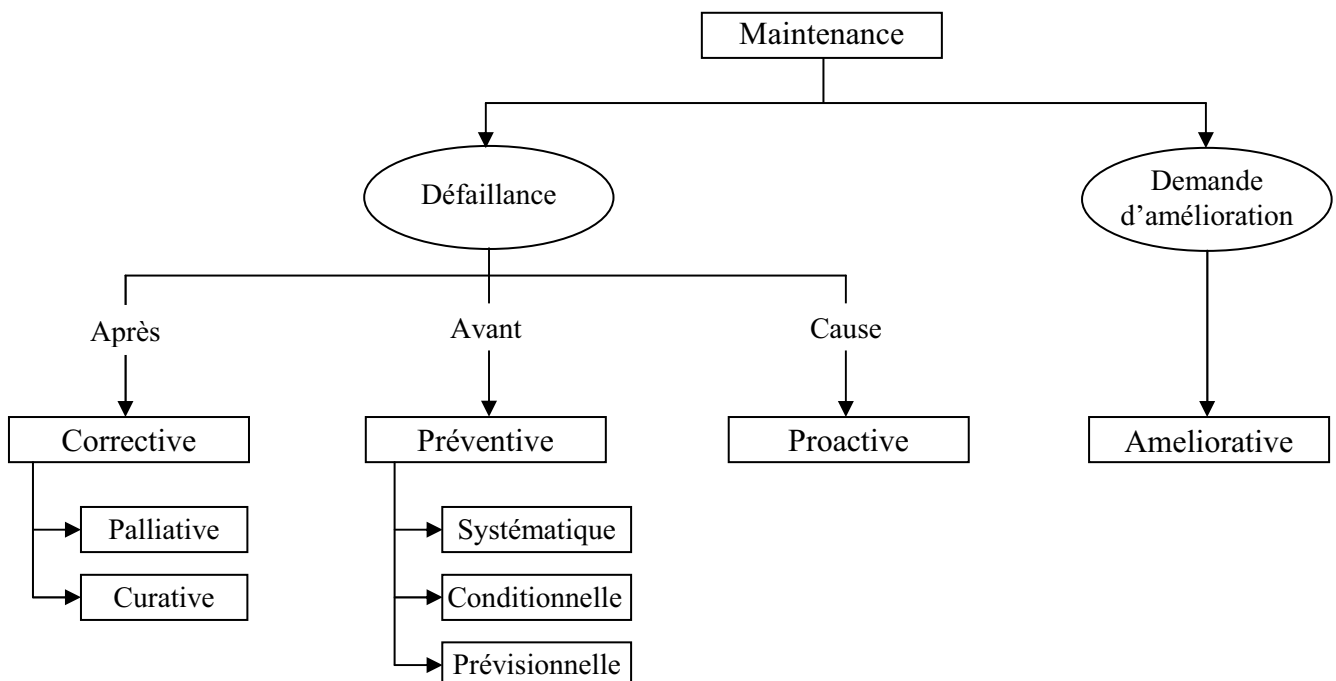


Figure 1-1 : Taxonomie de la maintenance [I. Rasovska 2006]

4.1- La maintenance corrective

Exécutée après la détection d'une panne et destinée à remettre une entité dans un état lui permettant d'accomplir une fonction requise, au moins provisoirement. Ses actions s'effectuent par étapes, dans l'ordre suivant [F. Ly et Al, 1999] :

- Test : comparaison des mesures avec une référence,
- Détection : déceler l'apparition d'une défaillance,
- Localisation : les éléments par lesquels la défaillance se manifeste,
- Diagnostic : analyse des causes de la défaillance,
- Dépannage et réparation : remise en état (avec ou sans modification),
- Contrôle : contrôle du bon fonctionnement,
- Amélioration éventuelle : éviter la réapparition de la panne,
- Historique : mise en mémoire de l'intervention pour une exploitation ultérieure.

Une intervention de la maintenance corrective peut être de caractère provisoire (dépannage) appelée maintenance palliative, ou de caractère définitif (réparations) appelé maintenance curatif.

4.1.1- Maintenance corrective curative

Elle permet de rétablir un matériel ou une entité dans un état spécifié ou de lui permettre d'accomplir une fonction requise. Le résultat des activités réalisées doit présenter un caractère permanent. Elle ne prend en compte que les défaillances dites catalectiques.

4.1.2- Maintenance corrective palliative

Elle permet à un bien d'accomplir provisoirement tout ou partie d'une fonction requise. Étant entendu que ces actions de dépannage seront suivies d'actions curatives, elle ne prend en compte que les défaillances dites catalectiques.

4.2- La maintenance préventive

Exécutée à des intervalles prédéterminés ou selon des critères prescrits, suite à l'analyse de l'évolution surveillée de paramètres significatifs, et destinée à réduire la probabilité de défaillance ou de la dégradation du fonctionnement du bien, et augmenter la fiabilité et la disponibilité des machines. Cette maintenance se dissocie en [I. Rasovska 2006] :

- *La maintenance systématique* : exécutée à des intervalles de temps préétablis ou selon un nombre défini d'unités d'usage indépendamment de l'état du bien. Elle repose sur le calcul du MTBF (Mean Time Between Failures, Temps Moyen de Bon Fonctionnement).
- *La maintenance conditionnelle* : basée sur une surveillance du fonctionnement du bien et/ou des paramètres significatifs de ce fonctionnement intégrant les actions qui en découlent. L'intérêt d'une telle stratégie est de pouvoir utiliser les machines au maximum possible en diminuant le temps d'arrêt dû aux opérations de maintenance corrective systématique.
- *La maintenance prévisionnelle* : exécutée en suivant les prévisions extrapolées de l'analyse et de l'évaluation de paramètres significatifs.

4.3- La maintenance proactive

C'est un terme émergent, elle « repose sur l'exploitation du retour d'expérience et sur l'analyse approfondie des phénomènes pathologiques à l'origine des défaillances ». Elle est basée sur la maintenance conditionnelle et prévisionnelle et s'enrichit du diagnostic des causes de pannes et défaillances [Ibidem].

4.4- La maintenance améliorative

C'est l'ensemble des mesures techniques, administratives et de gestion destinées à améliorer la sûreté de fonctionnement d'un bien sans changer sa fonction requise [F. Monchy, 2003].

Remarque

Dans les entreprises, la tendance actuelle est de caractériser l'organisation de la maintenance par trois niveaux, suivant le niveau de qualification requis pour être exécutée par un employé, regroupant les précédents types de la maintenance [Ibidem] :

- *Niveau I* : représente la maintenance de première ligne transférée progressivement aux opérateurs de production, assistés, si nécessaire, par les techniciens de maintenance de l'antenne sectorisée.
- *Niveau II* : représente le domaine d'action privilégié des équipes polyvalentes de techniciens de maintenance : diagnostic, interventions, mise en oeuvre d'améliorations, etc.
- *Niveau III* : représente les travaux spécialisés souvent sous-traités pour que la maintenance puisse recentrer ses moyens sur son savoir-faire.

5- Choix de la forme de maintenance à mettre en œuvre : l'aide à la décision

Pour faciliter le choix de la forme de maintenance à mettre en œuvre, une « arbre de décision » oriente l'agent des méthodes sur une des formes de maintenance envisageable a priori [F. Monchy, 2003].

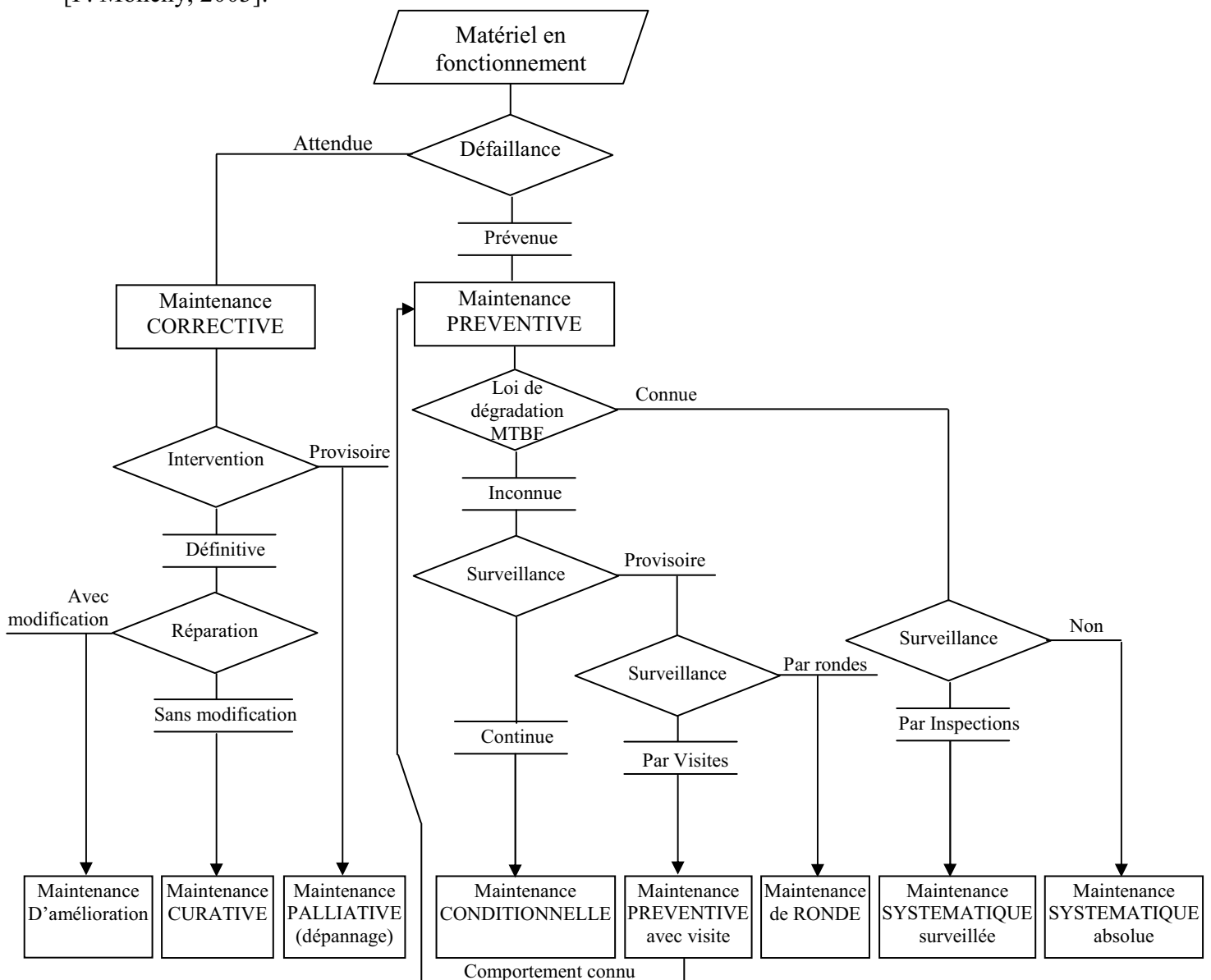


Figure 1-2 : Exemple d'arbre de décision pour choisir la forme de maintenance adaptée à un sous-ensemble [F. Monchy, 2003]

6- Politiques et stratégies de maintenance

Dans la gestion de maintenance on distingue les notions de politique et de stratégie de maintenance suivantes [I. Rasovska 2006] :

- ☞ **La politique de maintenance** : définit les méthodes de management utilisées en vue d'atteindre les objectifs de maintenance.
- ☞ **La stratégie de maintenance** : définit un type ou une combinaison de types de maintenance (corrective, préventive, améliorative) à appliquer à un équipement donné dans le but d'optimiser la production sur ce dernier.

Aussi, plusieurs concepts de maintenance existent [Ibidem] :

- La maintenance productive totale (TPM)
- La maintenance qualité totale, centrée sur la fiabilité (MBF)
- La maintenance basée sur le risque (MBR)
- La maintenance en conception (MC)
- Le BenchMarking ou le maintien en conditions opérationnelles (MCO).

7- Objectifs de la maintenance

On peut distinguer plusieurs types d'objectifs de la fonction de maintenance [K. Mahfoudi, 2008] :

7.1- Les objectifs généraux

Assurer la production prévue (quantité) : Il faut faire constamment des compromis entre les besoins de production et les arrêts nécessaires à la maintenance avant défaillances.

Maintenir la qualité du produit fabriqué (qualité) : Il faut savoir les tolérances admissibles en qualité et les surveiller afin de rectifier les situations problématiques.

Respecter les délais (temps) : Nous discutons ici tant des délais d'intervention que les délais de fabrication. Comme les programmes et calendriers de production ont été réalisés en collaboration entre la production et la maintenance, il est essentiel que le service maintenance respecte ses prévisions de temps d'intervention dans une maintenance préventive ou corrective.

Rechercher les coûts optimaux (rentabilité) : élaborer des devis précis de réparation reposant sur les diagnostics en profondeur touchant la cause de la détérioration ou de la défaillance et non seulement les symptômes.

Respecter les objectifs humains (sécurité) : Les conditions sécuritaires de travail doivent être l'obsession du service maintenance. La maintenance est parfois une fonction à haut risque, pour son propre personnel lors de l'intervention, que pour le reste des employés après la fin des travaux si l'équipement ou l'environnement n'est pas remis en bon état pour la production.

Préserver l'environnement (environnement) : La maintenance doit souvent utiliser ou travailler en fonction de la présence de matières polluantes ou nuisibles pour l'environnement ou pour le personnel de l'entreprise. Les contraintes d'intervention doivent respecter la préservation d'un environnement de travail sain.

Respecter le cadre législatif (lois) : les opérations de maintenance doivent respecter le cadre législatif à tous les niveaux.

Évidemment, L'objectif de rentabilité est le plus important car il permet l'atteinte des autres objectifs. La maintenance doit donc se donner comme objectif de contribuer activement à l'atteinte de la rentabilité et la compétitivité de l'entreprise, et garder un compromis entre besoins techniques, humains et économiques.

7.2- Les objectifs à la japonaise (les cinq zéros)

Selon l'approche japonaise, les objectifs opérationnels de l'entreprise visent à obtenir [Ibidem]:

Le zéro panne : c'est l'affaire de la maintenance. Cet objectif est la base de la politique maintenance, assurant ainsi une production continue et la sécurité des personnes et des biens.

Le zéro défaut : interpelle la gestion de la qualité ainsi que la maintenance car la qualité dépend, dans une grande mesure, de l'état des équipements de production. C'est encore plus vrai pour les parcs d'équipements automatisés et informatisés.

Le zéro stock : demande un effort additionnel de la maintenance par une gestion méthodologique des stocks utilisés dans la fonction de maintenance (pièces de rechange, lubrifiants ...).

Le zéro délai : exige de la maintenance que les délais annoncés soient tout respectés voir même réduits afin d'augmenter la disponibilité des équipements de production sollicités par la production.

Le zéro papier : touche à la maintenance par l'implantation de GMAO et de systèmes d'aide à la décision, qui réduit sensiblement le flot de papiers.

Évidemment, on pourrait dire que de tels objectifs sont irréalistes mais tous doivent tenter de s'en approcher.

7.3- Les objectifs techniques

Les contraintes de production portent essentiellement sur une disponibilité satisfaisante des équipements et sur la sécurité des personnes, cette dernière étant le lot des industries du transport ou celles exploitant des équipements dangereux. Les objectifs techniques visent un taux maximum de disponibilité, un nombre minimal d'arrêts, un taux de fiabilité élevé, un MTBF haut, un MTTR (Mean Time To Restore) bas.

7.4- Les objectifs financiers

L'objectif financier consiste à réaliser ces objectifs techniques au moindre coût, et avec une meilleure rentabilité, sur un horizon de plusieurs années en tenant compte du coût de cycle de vie. Pour minimiser ces coûts et prendre les bonnes décisions économiques, il faut considérer tous les coûts d'un équipement : étude, devis, achat, installation, indisponibilité, sécurité, formation et disposition finale.

8- Analyse du système de maintenance

8.1- Les missions du service maintenance

Passant d'une vision verticale spécifique à chaque filiale de production avec ces équipements et son vocabulaire et ses outils, à une vision transversale basée sur les concepts et les méthodes et organisation ; Les missions de la maintenance peuvent être classées sur trois plans interdépendants [F. Monchy, 2003] :

- ☞ Au plan technique :
 - Accroître la durée de vie des équipements.
 - Améliorer leur disponibilité et leurs performances.
- ☞ Au plan économique :
 - Réduire les coûts de défaillances, donc améliorer les prix de revient.
 - Réduire le coût global de possession de chaque équipement sensible.
- ☞ Au plan social :
 - Réduire le nombre d'interventions en urgence et ainsi réduire le risque d'accidents.
 - Revaloriser la nature du travail : équipe, polyvalence, qualité, initiatives, anticipation...

8.2- Les fonctions d'un système de maintenance

Les fonctions d'un système de maintenance regroupent deux sous-ensembles [I. Rasovska 2006] :

- *Les activités relatives à des aspects techniques* : représentent les tâches industrielles primaires d'entretien, et sont souvent englobées dans la supervision, notamment quand il s'agit de traiter des systèmes complexes tels que des centrales nucléaires.

- *Les activités relatives à la gestion et à l'organisation de la maintenance* : représente les tâches de gestion du parc d'équipements, les ressources humaines et matérielles, la documentation, etc. et d'organisation des activités correspondantes.

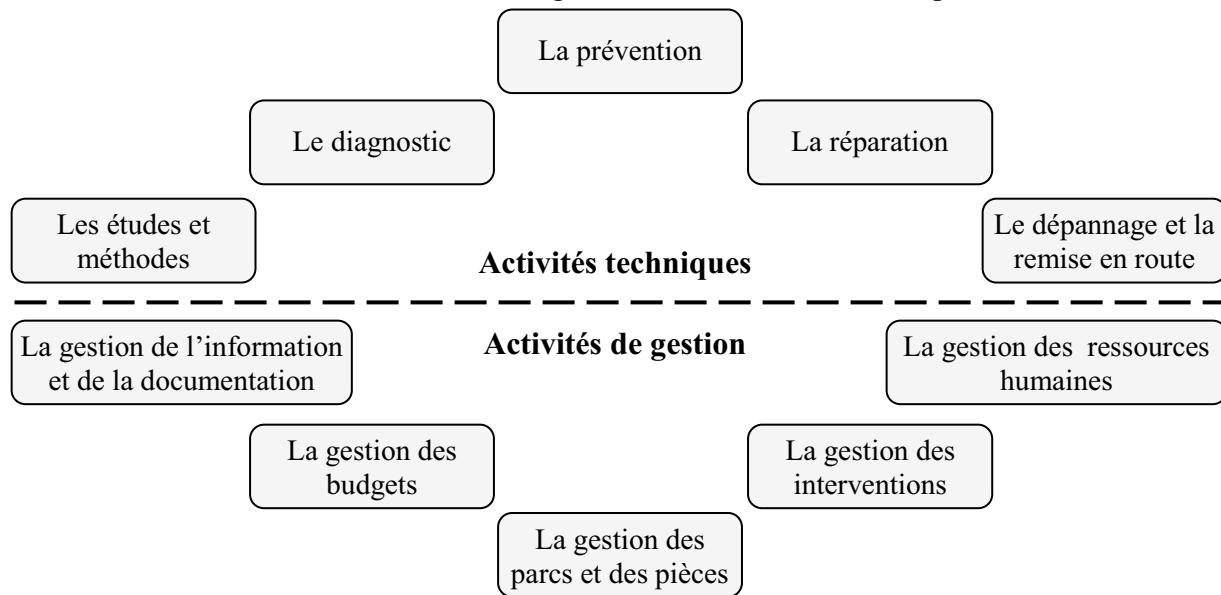


Figure 1-3 : Le contenu fonctionnel d'un système de maintenance [I. Rasovska 2006]

8.3- Les systèmes d'information et la maintenance

8.3.1- Pourquoi une GMAO

La mise en place d'une Gestion Maintenance Assistée par Ordinateur (GMAO) vise à diminuer les frais généraux et de fournir à tout personnel de maintenance des informations plus détaillées et plus fiables. On peut facilement justifier ces frais en imaginant les conséquences économiques et financières, dues à la perturbation de la productivité de l'entreprise, causée par l'absence d'un système fiable de gestion de la maintenance. L'informatisation des activités de maintenance concerne : la gestion technique des équipements (ontologies et taxonomies), la gestion des opérations de maintenance préventive et corrective, la gestion des ressources humaines et matérielles (pièces de rechanges, lubrifiants...), la gestion des coûts et du budget de maintenance, la documentation technique, l'élaboration d'une analyse globale de la fonction maintenance.

Ainsi, une GMAO participe à une meilleure organisation, à un gain de temps et d'efficacité, à l'allègement des tâches, et à une meilleure exploitation de l'historique des données qui permet la connaissance en temps réel des facteurs conditionnant la prise de décision et l'élaboration des statistiques. Avant l'implantation d'une GMAO il est nécessaire de préparer un cahier de charge qui doit définir la structure de la fonction maintenance voulue avec une répartition claire des tâches, déterminer les besoins des utilisateurs en informations et présenter un schéma informatique avec les moyens prévus et les objectifs. Une fois mise en service, la GMAO exige une grande rigueur de toutes les transactions effectuées, un respect intégral des procédures de mise en application, une tenue à jour méticuleuse des différents supports de données et une analyse périodique des résultats obtenus [K. Mahfoudi, 2008].

8.3.2- Classification des systèmes GMAO

On peut classer les systèmes d'information dédiés à la gestion de la maintenance assistée par ordinateurs (SGMAO) comme [I. Rasovska 2006]:

- *Des systèmes d'information supports d'opérations* : traitement de transaction, contrôle de processus industriels, supports d'opérations de bureau et de communication ... etc. Ce type de systèmes est appelé : systèmes opérationnels.

- *Des systèmes d'information supports de décision* : aident à la production de rapports, aident à la décision ... etc. Ces systèmes sont basés sur l'intelligence artificielle et l'ingénierie de la connaissance, ce type de systèmes est appelé : systèmes décisionnels.

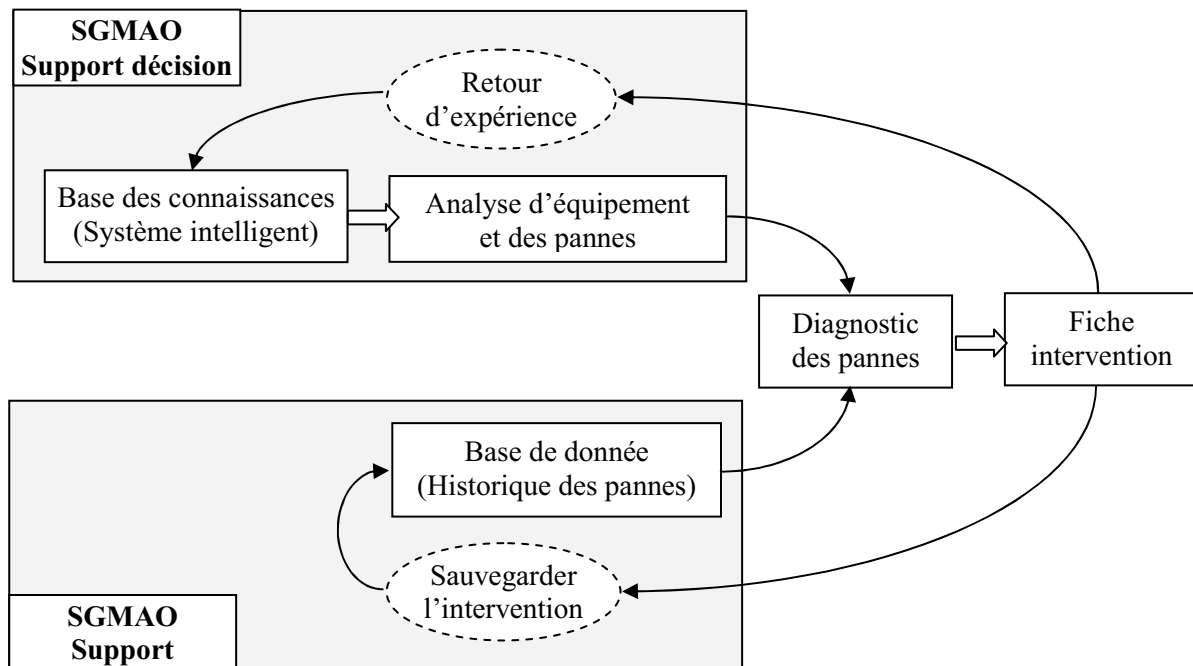


Figure 1-4 : Les différents systèmes informatisés pour la gestion de la maintenance

8.4- Les SGMAO et l'aide à la décision : les systèmes experts.

Une décision se compose des éléments objectifs et des éléments subjectifs, elle est valable sur un horizon temporel qui peut varier entre le court, le moyen et le long terme. Une stratégie à moyen et long terme repose sur des éléments objectifs, basés sur des critères mesurables comme : productivité, rentabilité, qualité, fiabilité, disponibilité...etc. Cependant une stratégie vise la conception de l'avenir par le décideur avec prise de risque, avec possibilité de modifier de manière dynamique les décisions prises au cours du temps. Les décisions à court terme doivent répondre aux besoins immédiats nécessitant la réponse à adopter à l'apparition d'événements perturbateurs. Les solutions informatiques d'aides à la décision sont destinées aux environnements nécessitant une assistance d'expertise, où les jugements erronés auront des conséquences graves tant sur les paramètres techniques, organisationnels qu'économiques [E-D. Efaga 2004]. Le système expert est un système faisant le travail d'un expert. Un expert ou un spécialiste part d'un certain nombre de faits ou de données, il les analyse et rend un verdict. Il est naturellement très difficile de connaître les étapes du raisonnement d'un expert, ce qui complique la représentation de ce raisonnement dans une solution informatique.

Certains faits vont évoquer une situation et un retour, cette situation va entraîner certaines conclusions. Ce processus peut-être formalisé sous forme de règles, s'appuyant sur des faits, et permet de générer d'autres faits qui déclencheront à leur tour d'autres règles. Les règles s'enchaîneront alors jusqu'à la conclusion du raisonnement. Un tel système va raisonner plutôt que de calculer, manipuler des faits plutôt que des données numériques. Il est plutôt déclaratif que procédural. La base de connaissance consigne le savoir et le savoir-faire du ou des experts du domaine concerné. La base des faits contient des faits connus et des données relatives à l'étude. C'est l'espace de travail du système expert qui s'enrichit au fur et à mesure du déroulement du système. Le moteur d'inférences permet cet enrichissement en partant des données initiales de la base des faits, ce moteur déduit de nouveaux faits en utilisant les règles contenues dans la base de connaissances [E-D. Efaga 2004].

La technique des systèmes experts est susceptible d'apporter une réponse à plusieurs problèmes généraux présents en particulier dans les opérations de maintenance. Entre autres, ce sont : l'analyse de données volumineuses et si possible avec des temps de traitement très courts, la recherche de configurations particulières dans les données volumineuses, le raisonnement sur des informations incomplètes ou imprécises, et surtout la mémorisation et le partage du savoir-faire. Il n'existe pas de modèle générique pour les SGMAO basés sur les systèmes experts, l'essentiel est d'indiquer la meilleure décision à prendre et obtenir les informations sur le contexte actuel ; ainsi le retour d'expérience et le raisonnement à partir de cas sont un cas particulier de ces systèmes intelligents, c'est la méthodologie qu'on propose dans ce travail.

9- Différentes architectures des systèmes de maintenance

9.1- Historique et classification des architectures de maintenance

Le développement des systèmes informatiques dans le domaine de la maintenance industrielle a commencé lorsque la maintenance a été reconnue comme fonction fondamentale dans l'entreprise. Cette nouvelle vision sur la maintenance a impliqué l'informatisation des procédures de maintenance, et le renforcement de l'interfaçage des systèmes informatisés de maintenance avec les progiciels de gestion de l'entreprise. Par la suite, des techniques modernes d'analyse, de surveillance par capteurs et de contrôle de la maintenance ont vu le jour parallèlement à l'informatique.

Actuellement les tendances sont vers l'intégration des modules intelligents dans les architectures de maintenance, et l'exploitation du développement de nouvelles technologies de l'information et des communications (NTIC) dans le développement de ces plateformes baptisées « maintenance intelligente à distance ». Le projet européen Proteus peut servir d'exemple. On peut classer les systèmes de maintenance, en fonction de la complexité et du niveau de structuration de l'information partagée, et d'autre part en fonction de l'intensité de la relation entre ces systèmes et les applications intégrées dans ces architectures. L'information utilisée dans le domaine de la maintenance a évolué de l'exploitation de données sur papier vers l'exploitation de l'information explicite ou tacite pour créer de nouvelles connaissances. Ces connaissances deviennent ensuite la source d'acquisition d'une compétence donnée. Aujourd'hui, les systèmes informatiques manipulent ces connaissances afin de fournir à ses utilisateurs une aide à la décision pour la résolution de problèmes ; et en vue d'améliorer leurs compétences dans le domaine, le but est de créer et exploiter *la mémoire d'entreprise* qui représente le cumul d'expériences de cette dernière. À ce niveau, on peut représenter les systèmes informatiques de maintenance dans deux axes [I. Rasovska 2006] : le type d'information utilisée dans le système et l'intensité d'une éventuelle relation avec d'autres systèmes informatiques.

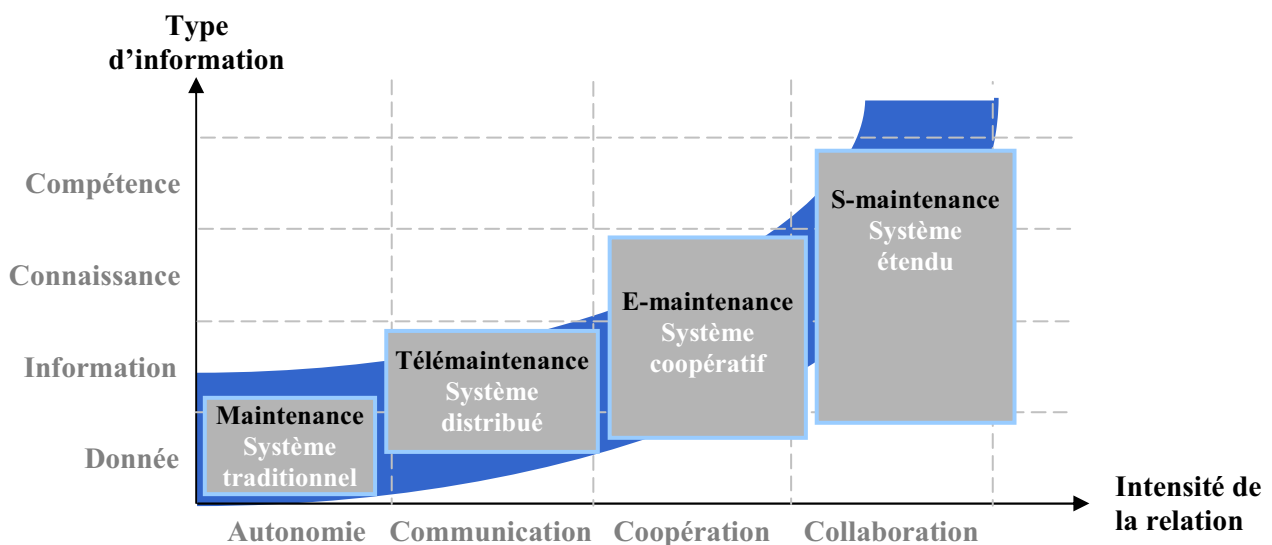


Figure 1-5 : Classification de différentes architectures de maintenance

9.2- Le système de maintenance

Comprend un seul système informatique présent sur le site de production et utilisé sur le site de maintenance. Ce système est autonome et n'échange pas de données avec d'autres systèmes. En parallèle avec la classification des entreprises, cela correspond à l'entreprise traditionnelle, donc on parle d'une architecture traditionnelle d'un système d'information.

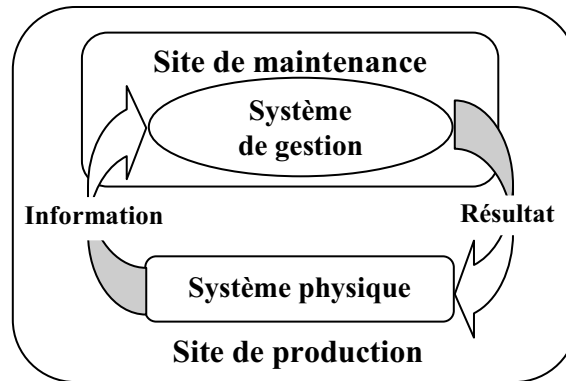


Figure 1-6 : Architecture d'un système de maintenance

9.3- Le système de télémaintenance

Il est constitué d'au moins deux systèmes informatiques, un émetteur et un récepteur de données et d'informations qui échangent à distance. Selon la définition d'AFNOR la télémaintenance est « la maintenance d'un bien exécutée sans accès physique du personnel au bien ». On parle d'une architecture distribuée, basée sur la notion de distance qui permet de transférer les données par une radio, une ligne téléphonique ou par l'intermédiaire d'un réseau local.

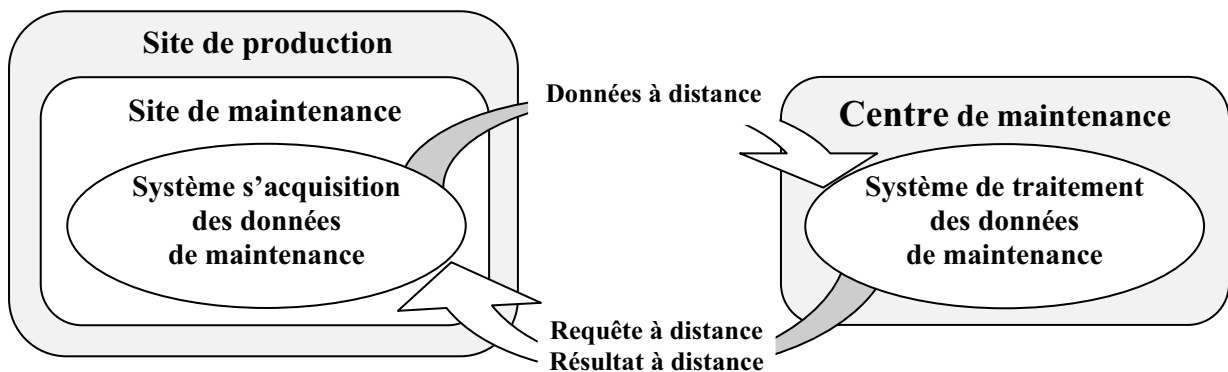


Figure 1-7 : Architecture de télémaintenance

9.4- Le système d'e-maintenance

Avec l'extension d'Internet, les systèmes de télémaintenance émergent vers le concept d'e-maintenance. Un système de e-maintenance sera implémenté sur une plateforme distribuée coopérative intégrant différents systèmes et applications de maintenance. Cette plateforme, qui prend appui sur le réseau mondial d'Internet (d'où le terme e-maintenance) et la technologie web, permet d'échanger, de partager et de distribuer des données et des informations et de créer ensemble des connaissances. Ici le concept de la maintenance intelligente peut être exploité et les stratégies de maintenance proactives et coopératives sont mises en place.

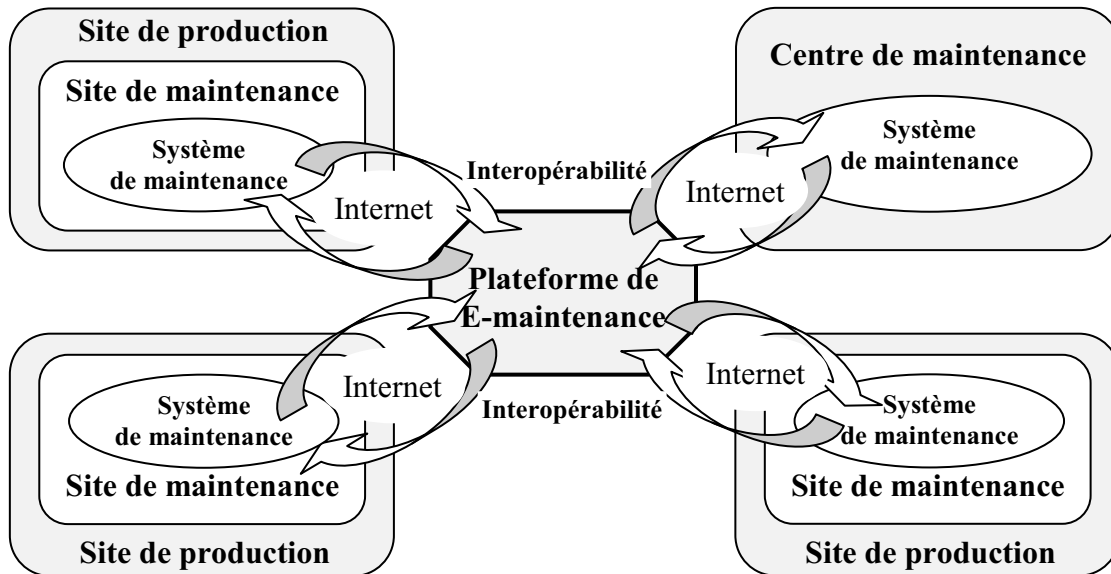


Figure 1-8 : Architecture du concept de e-maintenance

9.5- Le système s-maintenance

C'est une architecture plus performante au niveau de la communication et de l'échange des données entre les systèmes. Un système de s-maintenance (« s » signifie sémantique) prend appui sur le concept de e-maintenance par un échange d'informations basé sur le web sémantique. La sémantique de l'information échangée nécessite la création d'une ontologie de domaine commune aux différents systèmes. Elle permet d'utiliser et de créer des connaissances et des compétences, ce qui aboutit à l'utilisation des techniques de management des connaissances et permet de capitaliser des connaissances acquises. Les systèmes collaborent, ce qui suppose un effort coordonné pour résoudre ensemble les problèmes.

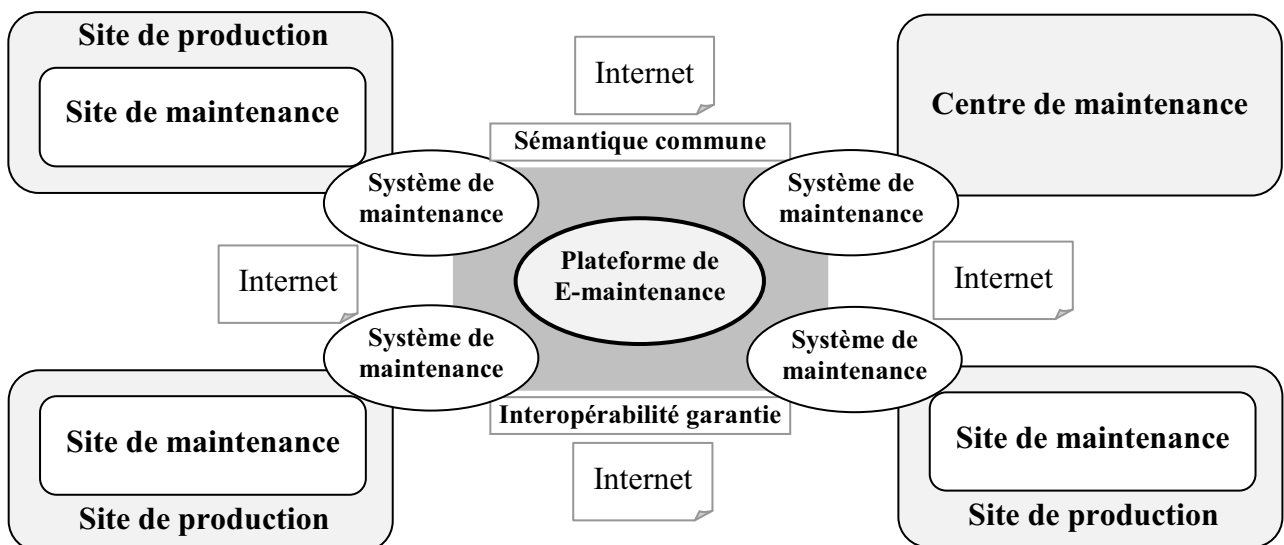


Figure 1-9 : Architecture du concept de s-maintenance

10- L'apprentissage dans les systèmes de maintenance

Le SGMAO qu'on propose dans ce travail est basé sur la capitalisation des connaissances du domaine de la maintenance industrielle, de sorte qu'on pourra assurer un retour d'expérience dans ce service. Un tel raisonnement est fondé sur l'idée que les experts de la maintenance sont souvent face à un problème déjà rencontré, et que l'expérience gagnée de sa résolution la première fois, si elle est bien capitalisée et accessible, pourra aider un chargé de la maintenance, non nécessairement expert, à résoudre efficacement ce problème. Pour les nouveaux cas, le système avec la présence de l'expert doit mémoriser la solution du problème actuel comme un cas possible des interventions de dépannage. L'enrichissement de la base des cas sera en fait et à mesure, et le système aura de plus en plus d'expertise en appliquant un apprentissage en marchant. Donc, on propose d'intégrer, dans les systèmes GMAO, les concepts de la gestion des connaissances du domaine de la maintenance, fondée sur le raisonnement à partir de cas et la méthodologie AMDEC (Analyse des Modes de Défaillances, de leurs Effets et de leurs Criticités).

11- La méthodologie AMDEC

11.1- Présentation générale

L'AMDEC est la traduction de l'anglais FMECA (Failure Modes, Effects and Criticality Analysis, littérairement : "Analyse des modes, des effets et de la criticité (gravité) des défaillances"). C'est une méthode d'analyse préventive de la fiabilité d'un produit, d'un processus, ou d'un moyen de production ou d'un flux d'information. Elle permet d'hierarchiser les défaillances redoutées pour définir des actions correctives pertinentes et efficaces. C'est un outil d'optimisation qui peut être utilisé au cours des phases de conception et d'exploitation d'un SGMAO [K. Mahfoudi, 2008].

Les Buts de l'AMDEC : «Rendre apte un produit, un processus de fabrication ou une organisation à remplir sa fonction et à atteindre ses objectifs ». Cela se fait par : l'identification des problèmes potentiels, la déterminant les mesures qui permettront de se prémunir contre ces problèmes potentiels et ensuite incorporer ces mesures aux pratiques de travail. L'AMDEC est une méthode qui permettra d'obtenir la qualité par une action préventive plutôt que curative. Elle s'applique soit en phase de conception (innovation), soit en phase de maîtrise.

L'AMDEC est utilisée tout au long du processus de conception dans plusieurs secteurs industriels : les automobiles, aéronautique et du ferroviaire ... etc. Une méthode dérivée de l'AMDEC est aussi utilisée dans les industries agro-alimentaires, chimique et pharmaceutique : le HACCP. Cette méthode s'intéresse plus particulièrement à la fabrication. Ainsi, l'AMDEC est un outil très intéressant pour la sûreté de fonctionnement ; mais, elle ne permet pas cependant d'avoir une vision croisée des pannes possibles et de leurs conséquences, si deux pannes surviennent en même temps sur deux sous-systèmes, l'AMDEC ne donnera pas la conséquence sur le système entier. Par exemple, dans l'aéronautique, les accidents d'avions sont très rarement liés à une seule défaillance ; ils le sont en général à plusieurs qui se manifestent simultanément. De plus, l'outil AMDEC ne doit pas devenir une fin en soi, ou que des acteurs considèrent que les problèmes notés dans l'AMDEC sont des problèmes résolus.

11.2- Les concepts d'AMDEC

Les concepts de l'AMDEC sont basés sur les notions comme [K. Mahfoudi, 2008] :

- La défaillance : cessation ou altération d'aptitude d'un bien à accomplir une fonction requise. (Fonction principale ou secondaire)
- La cause de défaillance (amont) : circonstances associées à la conception, à la fabrication ou à l'utilisation, qui ont entraîné une défaillance.
- Effet d'une défaillance (aval) : symptôme par lequel est décelée l'altération ou la cessation d'une fonction requise, et qui en est la conséquence.
- Mode de défaillance : manière dont le bien vient à ne plus remplir la fonction requise.

Une défaillance intervient avec la combinaison de 3 éléments indépendants qui sont : la probabilité de présence d'une cause de défaillance, l'absence de détection de la défaillance et la façon dont est atteint l'utilisateur par cette défaillance, c'est-à-dire sa gravité. L'originalité de la méthode AMDEC consiste à noter chaque mode de défaillance identifié selon 3 axes : la fréquence d'apparition (F), la gravité de l'effet pour le client (G) et enfin la probabilité de détection (D). On définit alors un « niveau de priorité de risque » NPR ou criticité C : $NPR = F \cdot G \cdot D$.

En adoptant le tableau suivant de cotation d'un mode de défaillance, dès que le NPR dépasse 100, il faut déclencher une action corrective afin de le ramener en dessous de la limite. Chaque action doit préciser : quel type d'action envisagée, qui est responsable de l'action, la note espérée à l'issue de l'action, le délai.

Cotations	Fréquences	Gravité	Détection
1 à 3	Jamais ou presque	Sans conséquence	100% ou presque
4 à 6	Possible	Mécontentement	Non optimale
7 à 9	Souvent	Très mécontent/panne critique	Inexistante/incertaine
10	Toujours	Problème de sécurité	Impossible

Table 1.1 : Cotation d'un mode de défaillance [K. Mahfoudi, 2008]

11.3- Différents types d'AMDEC

On peut distinguer trois types d'AMDEC [K. Mahfoudi, 2008] :

- **AMDEC moyens de production (moyen ou machine)** : analyse des défaillances à la conception et/ou à l'utilisation d'un outil de production par rapport à la sûreté de son fonctionnement et à la conformité du produit à fabriquer.
- **AMDEC produit ou service** : analyse de la conception du produit ou du service afin de déterminer les défaillances potentielles à partir de l'analyse fonctionnelle de ce produit ou de ce service.
- **AMDEC processus** : analyse des défauts qui peuvent affecter le produit (output) et qui sont imputable au processus.

11.4- La démarche AMDEC

- **Initialisation de l'étude AMDEC** : son but est de préciser le sujet étudié ainsi que les objectifs et les causes limites de l'étude, ensuite planifier les tâches à faire et distribuer les rôles du groupe de travail.
- **Préparation de l'analyse** : préparer un cahier de charges fonctionnelles détaillé pour la démarche.
- **Identification des causes de défaillance** : identifier les modes de défaillance potentiels de la machine, du produit ou du processus étudié. La méthode utilisée est le « déballage d'idées » ou brainstorming. On exprime pour chaque type d'AMDEC les défaillances possibles en les catégorisant ; comme par exemple : la fonction ne se réalise pas, cesse de se réaliser, réalise mais de manière dégradée ou bien la fonction se réalise de façon intempestive. Quel que soit le type d'AMDEC, chaque mode sera déclinée en : effet, causes, détection.. L'identification des causes de défaillance constitue l'ossature de l'AMDEC. La recherche de la cause consiste à mettre en évidence les causes, sous causes ... (la chaîne causale) qui entraînent le défaut jusqu'à la cause maîtrisable, il faut donc identifier l'arbre de défaillance.
- **Évaluation et hiérarchisation des causes de défaillance** : il faut évaluer chaque mode de défaillance en termes de criticité et veiller à l'homogénéité de la notation.
- **Recherche des actions correctives** : diminuer la probabilité d'apparition de la cause ou de mettre en place un contrôle pour diminuer le risque lié à la détection. Pour chaque action corrective, il faut préciser le triplet : une action, une personne, un délai.

- **Mise en œuvre des solutions :** les décisions sont prises en tenant compte : de l'analyse AMDEC, des orientations stratégiques et économiques du produit, des coûts et délais des différentes solutions. Un calendrier des actions à réaliser doit être établi.
- **Suivi des actions et bouclage si nécessaire :** Après la mise en œuvre des solutions, il est impératif de vérifier si les objectifs visés sont atteints. Dans le cas contraire, il faut reboucler sur l'étude AMDEC.

Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté brièvement les notions de base de la maintenance, suivie d'une schématisation hiérarchique des stratégies de maintenance utilisées dans les entreprises. Après avoir analysé les fonctions de base d'un processus de maintenance, on a essayé de mettre en évidence la classification des solutions SGMAO informationnelles et décisionnelles ; allant de la maintenance à la s-maintenance, en passant par la télémaintenance et la e-maintenance. Dans une solution SGMAO fiable, on aura un support informatique sur quatre niveaux de traitements : le niveau d'analyse de l'équipement, celui du diagnostic et de l'expertise des interventions, celui de gestion des ressources, et enfin le niveau de gestion des stratégies de maintenance.

Les technologies de l'information et de la communication (TIC) permettent d'intégrer les systèmes d'aide à la décision basés sur la gestion des connaissances, qui émergent actuellement, dans le domaine du diagnostic industriel. En effet, une démarche de gestion des connaissances, visant la modélisation, la capitalisation et le partage des compétences dans l'entreprise, par la création des plateformes de gestion des connaissances, aboutira à la démocratisation de l'expertise centralisée auparavant sur les experts, le but sera de créer et d'exploiter une mémoire d'entreprise. C'est ce qu'on appelle : l'ingénierie de la connaissance. Dans le chapitre suivant on va mettre en évidence les méthodologies de la gestion des connaissances industrielles.

CHAPITRE 2

LA GESTION DES CONNAISSANCES

Résumé :

Actuellement, on vit l'air de l'économie de la connaissance. Les entreprises sont appelées d'aujourd'hui à préserver et capitaliser le savoir-faire de leurs experts, et de le partager et diffuser. Pour cela, il faut mettre en place un système permettant de fournir à une personne, pas nécessairement hautement qualifiée, l'information utile au moment où elle en a besoin, et de façon exploitable.

La gestion des connaissances est devenue un enjeu stratégique pour les entreprises, pour répondre à un environnement économique, technique et informationnel en perpétuelle évolution. Les entreprises doivent être capables de développer des qualités d'adaptation permanentes par le développement des compétences de leurs ressources humaines.

Ce deuxième chapitre met en évidence les notions de base de la gestion des connaissances dans une entreprise, ainsi que les méthodologies de leurs modélisation et capitalisation, dans le but de créer des mémoires d'entreprise.

Introduction

L'augmentation de la productivité d'une entreprise nécessite une amélioration continue des méthodes de gestion. L'un des aspects de développement de l'efficacité d'une entreprise est la capitalisation de ses expériences, par la création d'une plateforme d'expertise distribuée et disponible à tout moment, vu le risque de centralisation du savoir-faire dans les experts humains qui peut causer la non disponibilité de cette richesse suite à une sur-occupation de l'expert, mutation, départ à la retraite, démission, licenciement ...etc. Donc la réutilisation des savoirs et savoirs faire et des compétences développées au cours du temps doit être possible pour tous le personnel de l'entreprise et à tout moment.

La préservation et la capitalisation des connaissances nécessitent la mise en place d'un système permettant de fournir à une personne, pas nécessairement hautement qualifiée, l'information utile au moment où il en a besoin, de façon exploitable pour superviser les décisions à prendre. La gestion des connaissances est devenue un enjeu stratégique dans les entreprises pour répondre à un environnement économique, technique et informationnel en évolution perpétuelle. Les entreprises doivent être capables de développer des qualités de compétitivité et d'adaptation permanentes par le développement des compétences de leurs ressources humaines, et ainsi assurer l'intelligence de l'action des membres de l'organisation qui augmente le succès de l'organisation. La mémoire d'entreprise contient les connaissances de l'entreprise, ainsi que différentes sources de connaissances basées sur une ontologie commune. Ce chapitre vise à éclairer ces notions, et mis en évidence leurs méthodologies d'application.

1- Les notions de base de la gestion des connaissances

1.1- Généralités

La gestion des connaissances, ou Knowledge Management en anglais (baptisé KM), désigne un ensemble de concepts et d'outils permettant aux membres d'une organisation de travailler ensemble et de faire le lien entre les informations disponibles, la production de connaissances et le développement des compétences individuelles, collectives et organisationnelles [I. Rasovska 2006]. Depuis la première référence scientifique sur la gestion des connaissances en 1987, la littérature du KM se développe très rapidement, et actuellement des milliers d'articles concernant ce domaine sont diffusés [G. Zining et Al, 2007].

Le KM couvre toutes les actions managériales visant à répondre à la problématique de capitalisation des connaissances dans son ensemble. Il faut aligner le management des connaissances sur les orientations stratégiques de l'organisation ; sensibiliser, former, encourager, motiver tous les acteurs de l'organisation ; organiser et piloter les activités et les processus spécifiques conduisant vers plus de maîtrise des connaissances ; susciter la mise en place des conditions favorables au travail coopératif et encourager le partage des connaissances ; élaborer des indicateurs permettant d'assurer le suivi et la coordination des actions engagées, de mesurer les résultats et de déterminer la pertinence et les impacts de ces actions. Le KM vise à rassembler le savoir et le savoir-faire sur des supports facilement accessibles, faciliter leur transmission en temps réel à l'intérieur de l'établissement, ou en différé à nos successeurs, et garder la trace des activités ou actions sur lesquelles on peut devoir rendre des comptes à l'avenir [I.Rasovska, 2006].

1.2- La connaissance

La connaissance est considérée comme un capital de plus en plus important dans les entreprises et les organisations. Les connaissances, expériences et le savoir-faire des employés sont stockés et valorisés afin de créer le capital intellectuel de l'entreprise. Ce dernier est défini comme « la somme totale et la valeur accumulée du partage de la connaissance et de l'expertise de l'entreprise ». Donc, pour que la connaissance devienne un capital intellectuel, elle doit être partagée. Ce capital immatériel contribua à l'augmentation de la valeur de l'entreprise et représente

ainsi un profit [Ibidem]. Ici, il faut distinguer pour le capital intellectuel de l'entreprise, entre ce qui est structurel et ce qui est humain :

- Le capital structurel : comprend toute la connaissance codifiée (base de données, procédures et règles de gestion...) provenant de sources internes et externes.
- Le capital humain : comprend les connaissances, les compétences et l'expertise des membres de l'organisation qui sont difficilement formalisables.

Ainsi, la gestion des connaissances est divisée en gestion de l'information et gestion des hommes. Les deux groupes diffèrent dans leurs techniques et outils. Le capital structurel concerne la partie technologique de l'information et emploie les logiciels et l'Internet afin de saisir des informations dans les bases de données. Le capital humain améliore la communication intérieurement (dans l'organisation) et extérieurement en créant un environnement afin d'expédier l'innovation et l'utilisation de la compétence [Ibidem].

1.3- Les Connaissances dans l'entreprise

Plusieurs typologies de la connaissance à l'entreprise ont été proposées. Une distinction se porte sur la connaissance tacite et explicite, individuelle et collective ou encore organisationnelle, sur la connaissance procédurale et déclarative ...etc. Les typologies sont utilisées pour déterminer la connaissance essentielle que l'organisation a besoin de capitaliser. Deux catégories générales de la connaissance sont distinguées, à savoir les connaissances [Ibidem]:

- **Tacites (implicites, non formalisables)** : dont il est difficile de les décrire ; comme des compétences, des capacités, la connaissance historique de l'organisation... etc. On intervient sur le mode de leur prise en compte.
- **Explicites (formalisables)** : les connaissances codifiées et notées en tant que manuels, procédures, plans, modèles, documents d'analyse, données ...etc. On intervient sur le mode de leur formalisation.

On doit gérer deux types des connaissances [Ibidem]:

- **Le savoir de l'entreprise et de ses employés** : ce qui représente les compétences individuelles et collectives, les connaissances des faits et des dépendances, les plans, les documents, les modèles, les données, etc. Le savoir a le caractère des connaissances explicites et correspond plutôt à la partie gestion de l'information représentée par des objets.
- **Le savoir-faire** : représente la connaissance de la résolution des problèmes, des procédures, des stratégies, du contrôle des actions, des expériences individuelles et d'organisation ; et a plutôt le caractère tacite. Cela correspond à la gestion des hommes et est représentée par les processus.

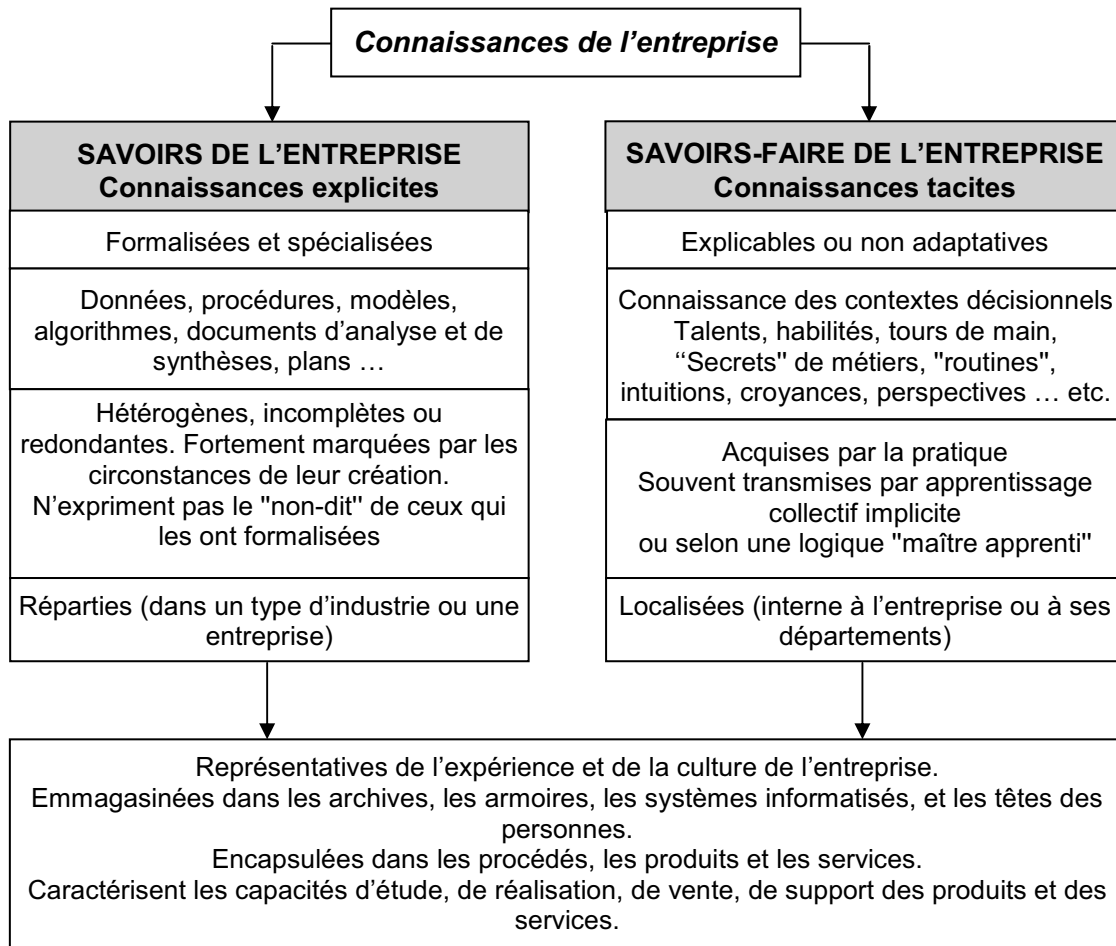


Figure 2-1 : Deux principales catégories de connaissance dans l'entreprise [G. Cortes Robles, 2006]

Une autre distinction porte sur la connaissance organisationnelle comme « intangible asset, ou activités incorporelles » et est divisée en trois structures, à savoir externe (les relations avec clients et fournisseurs, l'image de l'organisation, etc.), interne (les brevets, les concepts, les modèles, la culture, etc.) et les compétences des employés (leurs expériences et aptitudes). Les organisations capturent et communiquent les « ressources, perspectives et possibilités tacites et explicites, données, informations, connaissances et peut-être compétences ». Cette dernière définition nous amène à caractériser les différents types « d'information » ou de « connaissance » en fonction de leur complexité, de leur relation respective et de leur niveau de compréhension [I. Rasovska 2006].

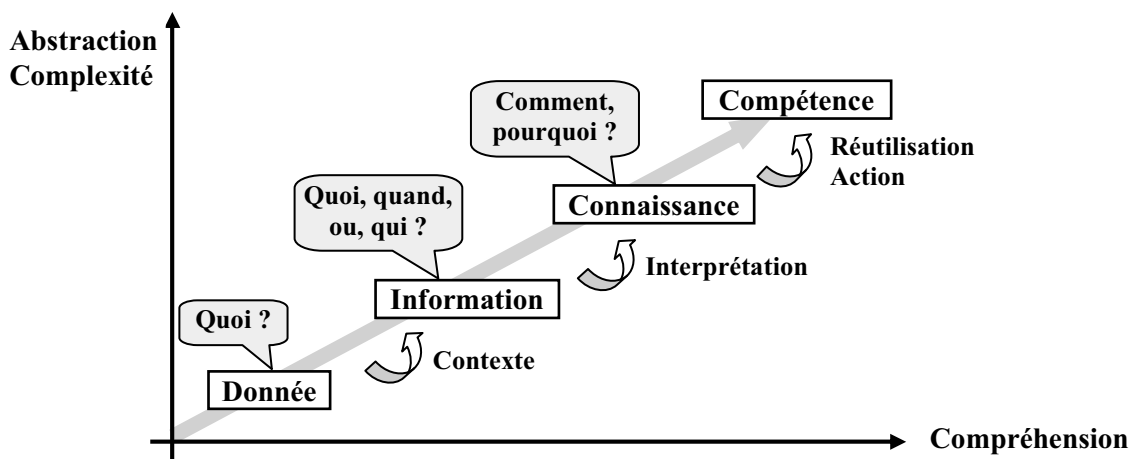


Figure 2-2 : Classification des différents types d'information [Ibidem]

La donnée : est un élément de base qui peut être utilisé pour représenter une information dans des bases de données, à savoir une mesure ou une caractéristique.

☞ Un exemple de données peut être : 100 °C.

L'information : est une donnée interprétée qui représente un fait réel. C'est la donnée complétée par une description qui indique le contexte : de quelle mesure s'agit-il, quand, où et par qui elle a été prise, etc.

☞ Pour notre exemple : l'eau bout à 100 °C.

La connaissance : est une information assimilée, affinée et synthétisée se rapportant à un contexte spécifié. C'est l'information interprétée et contextualisée ayant un sens ou une signification (pourquoi et comment cette mesure a été prise, et son contexte entier, souvent structuré pour les besoins de son exploitation).

☞ Exemple : lorsque l'eau bouillira à 100°C en utilisant une source de chaleur, les microbes seront éliminés.

La compétence : est, dans ce cas, une connaissance structurée pouvant être directement exploitée par les utilisateurs afin d'accomplir une certaine tâche ou action. Cela représente « la connaissance dans l'action » donc une résolution d'un problème qui est après cette action validée ou révisée (actualisée) par le retour d'expérience.

☞ Pour notre exemple cela serait : maîtriser les conditions d'ébullition de l'eau pour avoir un liquide stérilisé.

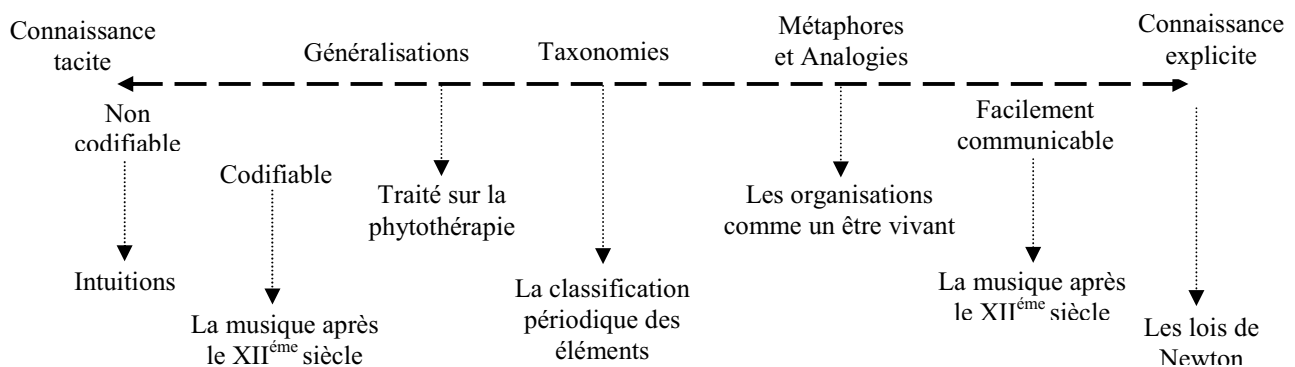


Figure 2-3 : Le spectre des connaissances [G. Cortes Robles, 2006]

Remarque : jusqu'à l'arrivée du système de notation au XII^{ème} siècle, la connaissance musicale pouvait uniquement être apprise par l'expérience directe. Après, cette connaissance tacite est devenue explicite [Ibidem].

2- La gestion des connaissances

2.1- présentation générale

La gestion des connaissances, ou ingénierie des connaissances, est l'ensemble des méthodes et des techniques permettant de *percevoir*, *d'identifier*, *d'analyser*, *d'organiser*, de *mémoriser*, de *partager* et *d'exploiter* des connaissances entre les membres des organisations, en particulier les savoirs créés par l'entreprise elle-même (ex : productivité, recherche et développement) ou acquis de l'extérieur (ex : intelligence économique). Les acteurs de l'organisation doivent passer de la consommation des informations brutes à l'usage d'informations pour tirer de nouvelles connaissances, et ensuite les interpréter, structurer, capitaliser et partager. La gestion des connaissances est une application pratique des sciences cognitives, de l'intelligence artificielle et des sciences de l'organisation. La gestion des connaissances doit être prise en charge par les décideurs des entreprises, vu l'investissement dans le temps et équipements et compétences qu'elle

exige, et tous les intermédiaires doivent prendre part à la démarche. Le management fixe les objectifs, relativement à l'activité de l'entreprise. Il doit aussi assurer des actions de coaching d'équipe et motiver les salariés à collaborer, en transformant les éventuelles structures verticales, en structures horizontales fonctionnant par projet, pour tendre vers une organisation apprenante [Wikipedia, 2008].

Il est reconnu que les organisations développent leurs savoir-faire et connaissances au travers de quatre grands processus de transformation de l'état des connaissances [D. Meingan et Al, 2004] :

- La socialisation : partage de connaissances tacites,
- L'externalisation : transformation des connaissances tacites en connaissances explicites,
- La combinaison : réarrangement de connaissances explicites,
- L'intériorisation : transformation des connaissances explicites en connaissances implicites.

Pour réussir un projet de gestion des connaissances, il faut une certaine culture stratégique de partage de l'information, pour mettre en place de telle démarche dans les meilleures conditions. L'individualisme peut constituer un frein redoutable [Wikipedia, 2008]. Les experts hésitent de partager leurs connaissances, acquises après des années de travail ; puisqu'ils se méfient d'une restructuration dans l'entreprise, compression ..., où ils estiment leur savoir-faire comme leur plus grande assurance [R. Dieng-Kuntz et Al, 2001].

Les trois défis de la gestion des connaissances sont [J. Ermine, 2005] :

- Capitaliser : Savoir d'où l'on vient et où l'on est, pour mieux savoir où l'on va.
- Partager : Passer de l'intelligence individuelle à l'intelligence collective.
- Créer : Évoluer et innover pour survivre.

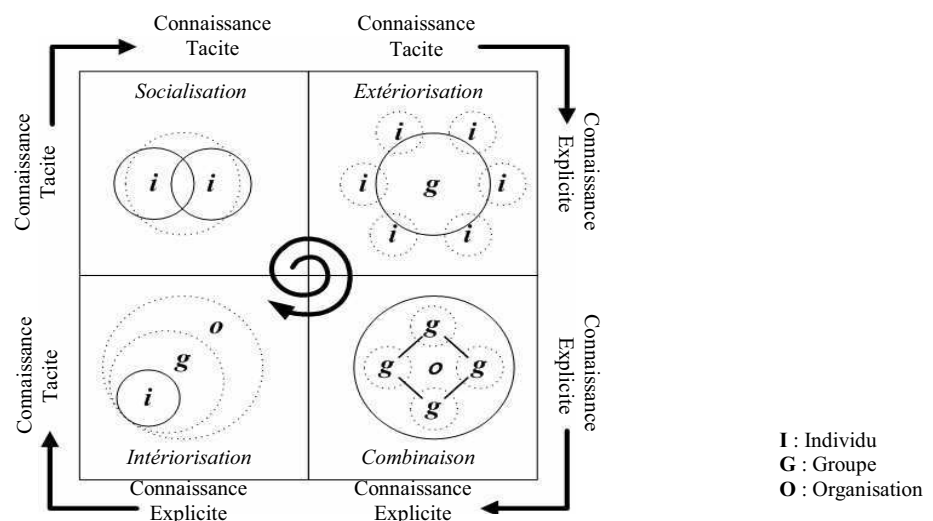


Figure 2.4 : Les quatre modes de conversion de connaissances [G. Cortes Robles, 2006]

2.2- La représentation des connaissances réelles

Les connaissances sont alors une représentation réduite du monde réel, cette réduction peut prendre deux formes [S. Duizabo et Al, 1997] :

- Interne à l'esprit humain : il s'agit de stocker en mémoire « long terme » les connaissances pour pouvoir les utiliser dans d'autres représentations (futures, imaginaires ou abstraites). Ce stockage est une forme de réduction de la connaissance au monde réel.

- Externe à l'esprit humain : il s'agit alors de transmettre les connaissances à d'autres individus. Le caractère réducteur des connaissances ainsi transmises est accentué, puisque celles-ci sont contraintes par les moyens de communication : langage, schémas, signes, etc.

Ces connaissances acquièrent une certaine autonomie du fait qu'elles ne relèvent plus « de l'esprit d'individu isolé mais de la communauté des individus, des échanges qu'ils nouent entre eux ». Les connaissances sont alors distribuées (réparties entre les individus), dépendantes de la nature de leurs supports (communication directe ou indirecte par le biais d'un support tel le téléphone, le livre, le mémo, etc.) et interactives (placées au centre d'interactions sociales). Des phénomènes d'émergence peuvent alors se développer au sein de ce réseau d'interactions.

La représentation désigne l'opération de transcrire de manière réductrice un environnement ou sous-ensemble de l'environnement (phénomène, idée, objet) sous la forme d'un modèle formel sur un support autonome par rapport à la réalité dont il est issu. Par exemple, un planning de production constitue une représentation de l'activité de production. [Ibidem].

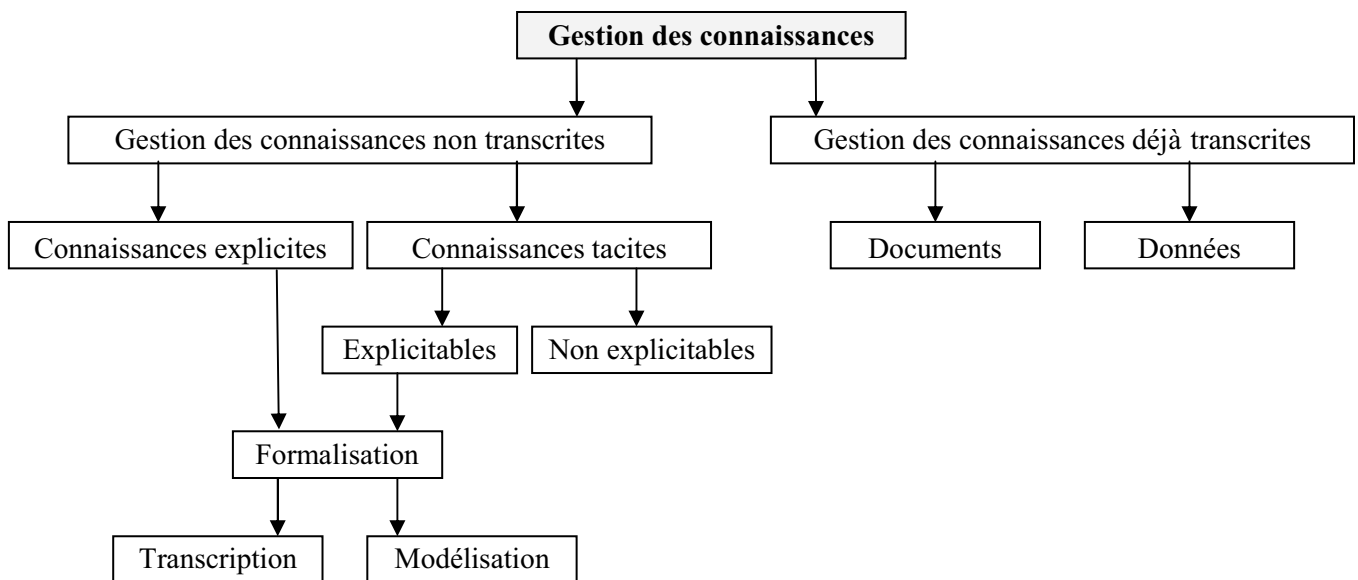


Figure 2.5 : La gestion des connaissances formalisables [S. Duizabo et Al, 1997]

2.3- Les systèmes de gestion des connaissances

Les systèmes de gestion des connaissances (SGC) sont des outils pour la gestion efficace et effective des connaissances, ils se manifestent selon des différentes implémentations : les répertoires de documents, les bases de données d'expertise ... etc. Les technologies de l'information (TI) jouent un rôle de plus en plus important dans le support des différents processus de gestion des connaissances, ces technologies permettent de [A. Ouni et Al, 2004] :

- Améliorer le processus de création des connaissances grâce au support des interactions sociales, collaboration, communication des personnes et grâce aux technologies d'extraction des connaissances.
- Offrir de larges possibilités de stockage des connaissances multi formats (documents, images, sons...).
- Faciliter, accélérer et élargir le transfert des connaissances.
- Faciliter et permettre l'application automatisée, efficace et rapide des connaissances grâce aux outils tels que les systèmes experts ou les systèmes de Workflow.

Processus de gestion des connaissances	Création	Stockage acquisition	Transfert	Application
Technologie de support	<ul style="list-style-type: none"> ▪ Datamining ▪ Outils d'apprentissage ▪ Outils de collaboration (Agenda, Groupwares.) ▪ Emails 	<ul style="list-style-type: none"> ▪ Répertoires des connaissances ▪ Bases de données ▪ Datawarehouses 	<ul style="list-style-type: none"> ▪ Electronic bulletin Board ▪ Forums de discussion 	<ul style="list-style-type: none"> ▪ Systèmes experts ▪ Systèmes de Workflow
Rôle de la technologie	<ul style="list-style-type: none"> ▪ Combinaison des nouvelles sources de connaissance ▪ Apprentissage "juste à temps" 	<ul style="list-style-type: none"> ▪ Support de la mémoire individuelle et organisationnelle ▪ Accès aux connaissances 	<ul style="list-style-type: none"> ▪ Réseau interne plus extensif ▪ Plus de canaux de communication disponibles ▪ Accès plus rapide aux sources des connaissances 	<ul style="list-style-type: none"> ▪ Possibilité d'application de la connaissance en plusieurs lieux ▪ Application plus rapide des nouvelles connaissances à travers les Workflow automatisés
Plateformes	Intranet			
	Groupwares			

Table 2-1 : Processus de KM & le rôle des Techniques d'information [Ibidem]

2.4- Diffusion de l'information et de la connaissance

En fonction des besoins, le KM propose différents types de diffusion de la connaissance, qui peuvent être abordés suivant 3 points de vue : l'utilisateur, le contenu et le temps. Le tableau suivant illustre ces types de diffusion des connaissances [G. Balmisse, 2006] :

Utilisateur	
Pull	Push
L'utilisateur est à l'origine de la demande et accède uniquement à l'information qu'il a sollicitée. L'utilisateur n'est pas « pollué » par l'envoi d'informations non sollicitées	L'utilisateur n'a pas besoin d'aller à l'information, c'est l'information qui vient à lui. La diffusion Push se fait au travers d'un système de notification qui s'intègre à l'environnement de l'utilisateur, exemple : la messagerie électronique.
Contenu	
Général	Ciblé
La diffusion de l'information se fait dans son intégralité. Ainsi, si l'information utile n'est contenue que dans un paragraphe d'un long document, celui-ci sera transmis à l'utilisateur dans son intégralité. Ce type de diffusion est très utilisé dans les systèmes documentaires.	Seule l'information effectivement recherchée est présentée. Le système doit ainsi réaliser une extraction de l'information dans le contenu d'un document qui peut être important. Il peut également s'agir d'une synthèse de différentes informations disséminées dans plusieurs sources.
Temps	
Just-in-case	Just-in-time
Il s'agit de diffuser une information qui intéresse potentiellement l'utilisateur mais pas forcément au moment précis où il la reçoit. Celle-ci lui sera peu utile ultérieurement.	Le principe est simple : diffuser l'information au moment où l'utilisateur en a besoin et uniquement à ce moment là.

Table 2-2 : La diffusion des connaissances [Ibidem]

2.5- La veille technologique vise à vis la gestion des connaissances

Il faut faire une distinction claire entre la veille technologique et la gestion des connaissances dans une entreprise. La veille a pour fonction de rechercher, dans l'environnement externe de l'entreprise, des informations à caractère anticipatif concernant l'évolution d'une activité, d'un produit, d'une technologie... Usuellement, ces informations sont appelées signaux faibles. Leur analyse permet à l'entreprise d'anticiper sur les évolutions futures et ainsi de mieux se positionner. Donc, la veille technologique permet d'identifier des risques et des opportunités, mais le management des connaissances possède une finalité adaptatrice ; il permet aux collaborateurs d'acquérir plus rapidement des connaissances par partage ou par consultation et ainsi de développer leur performance et celle de l'entreprise. Une comparaison entre la veille technologique des informations et la gestion de connaissances pourra se faire comme suite [D. Meingan et Al, 2004] :

	Veille	Management des connaissances	
		Collaboration	Capitalisation
Objectifs	Détecter des opportunités et des risques pour la prise de décision	Échanger et partager les connaissances	Mémoriser les connaissances
Perspective chronologique	Très court terme	Moyen terme	Long terme
Cible	Extérieur de l'entreprise	Intérieur et extérieur	Intérieur
Informations utilisées	Données transformées en informations	Savoir-faire et connaissances	Savoir-faire et connaissances
Processus	Collecte, analyse, synthèse, diffusion	À définir suivant le contexte	Extraction, formalisation, validation, mise à disposition
Organisation	Coordinateur et réseau de veille	Animateur et communauté de pratique	A définir suivant le contexte
Système d'information	Système spécifique	Portail	Gestion documentaire
Mise en oeuvre	Technologie et conduite du changement	Conduite du changement	A définir suivant le contexte

Table 2-3 : Positionnement de la veille et du management des connaissances [Ibidem]

3- Les problématiques de gestion des connaissances dans les entreprises

3.1- Présentation générale

La problématique des connaissances, bien que devient de plus en plus à la mode de nos jours, remonte à la fin des années soixante. Dans la littérature de la gestion moderne des entreprises, on remarque l'évocation de nouvelles notions comme : les travailleurs de la connaissance, la société de la connaissance, la mémoire d'entreprise, l'apprentissage et la cognition organisationnels, les entreprises apprenantes, la gestion des richesses immatérielles et la gestion de l'innovation...etc., ou la richesse de l'entreprise était désormais basée sur ses activités intellectuelles, donnant naissance à une économie basée sur la connaissance au lieu d'une économie industrielle. Dans ces dernières années, le savoir est devenu le moteur de la productivité et de la croissance économique. Donc, l'intérêt majeur de la gestion des connaissances se matérialise de plus en plus par la création d'une fonction ou un département dédiés à la gestion des connaissances, la direction du capital intellectuel, l'identification des meilleures pratiques, partage de l'information ou documenter les nouvelles solutions innovantes pour résoudre les problèmes des clients, normalisation ISO de la

qualité Les changements dans l'environnement nécessitent une adaptation continue, et non pas la confrontation des situations plus dynamiques et plus complexes uniquement par les expériences du passé, ce qui nécessite ce qu'on peut appeler : l'apprentissage en marchant [S. Duizabo et Al, 1997].

3.2- Apprendre en marchant

Le renouvellement en continu des connaissances nécessite de mettre en évidence [Ibidem] :

- Le but à atteindre : par exemple, une organisation par projet,
- L'outil utilisé : par exemple, le réingéniering,
- La démarche à suivre : le changement.

Cette démarche dépasse le simple cadre d'une adaptation ponctuelle. Lorsque le rythme des changements est élevé, le temps et les ressources pour apprendre ou réapprendre seront plus limités, et la créativité à chaque fois sera très difficile. La solution sera donc basée sur des méthodes conceptuelles basées sur des processus, utilisant en continu sans esprit de rupture ni changement radical les connaissances du domaine accumulées avec le temps.

La co-conception des processus peut être étendue au niveau des utilisateurs qui, notamment dans les systèmes complexes, participent à la spécification du processus. L'implication des utilisateurs dans la conception devra faire face à de problèmes comme leurs intérêts divergents et que leurs attentes soient évolutives. Cela signifie que la prise en compte des préoccupations des utilisateurs. La gestion des connaissances regroupe alors l'ensemble des actions susceptibles d'améliorer cette co-conception, en faisant faces aux problématiques des connaissances dans l'entreprise qui ont deux natures possibles [Ibidem] :

- La nature du support de ces connaissances, qui oppose les connaissances détenues dans les esprits humains et les connaissances transposées sur des supports formels.
- Les objectifs poursuivis que nous distinguerons en trois niveaux : créer, capitaliser ou transférer les connaissances.

L'opposition esprit humain / support formel découle logiquement des définitions des connaissances précédemment introduites. Une telle distinction est présente de manière explicite ou sous-jacente dans beaucoup de travaux. Le management des connaissances :

- Management de l'information avec la connaissance vue comme « les objets identifiés et manipulés par les systèmes d'information ». C'est « Le capital structurel comprend toute la connaissance codifiée (base de données, procédures et règles de gestion...) provenant de sources internes ou externes. »
- Management des hommes avec la connaissance considérés comme « les processus, un ensemble complexe de compétences dynamiques, de savoir-faire, etc. en constant changement ». C'est « Le capital humain comprend les connaissances, les compétences et expertises des membres de l'organisation qui sont difficilement formalisables. »

De manière plus générale, elle recoupe pour une grande part la distinction entre connaissances explicites (formalisables) et connaissances tacites (non formalisables, détenues dans l'esprit des hommes). Au contraire, les connaissances humaines et formelles apparaissent plutôt comme très interdépendantes et complémentaires. Les compétences (les connaissances humaines) s'appuient sur un environnement de travail constitué de supports formels à l'activité. Et comme « la connaissance meurt quand elle est désincarnée ».

L'existence d'une base de données très détaillée et de procédures de formalisation fortes conduisaient, du fait de la lourdeur de leur manipulation, à une faible utilisation pratique et à

l'adoption d'un mode de fonctionnement reposant sur des réseaux relationnels informels articulés sur des hommes « piliers » capables d'orienter les demandes des personnes vers les connaissances correspondantes.

En terme d'objectifs poursuivis, il est possible de distinguer trois stades d'action [Ibidem]:

- **Création des connaissances** : consiste à révéler et à exploiter les capacités de création et de mobilisation des connaissances que recèlent les employés, mais que les modes organisationnels classiques centrés sur la division et la spécialisation du travail obèrent souvent. Cette création consiste à réunir les conditions pour que les personnes en cause puissent contribuer à y intégrer les connaissances qu'elles développent dans l'activité considérée.
- **Capitalisation des connaissances** : consiste à identifier, documenter et conserver la mémoire des activités qui ont été menées, de telle manière à rendre accessibles, explicites et traçables les connaissances afférentes. La capitalisation s'efforce de développer des modèles de formalisation plus structurés et plus élaborés, et constituer un modèle global et cohérent de l'ensemble des connaissances attachant à un certain champ. L'objectif est de repérer et préserver les connaissances (ie : identifier, localiser, modéliser, formaliser et archiver). Il faut ainsi maintenir en permanence ce potentiel de connaissances.
- **Transfert des connaissances** : le transfert des connaissances correspond à une logique de réplique de ces connaissances à l'échelle de l'ensemble de l'organisation pour que l'avantage concurrentiel procuré puisse bénéficier à l'ensemble de l'entreprise. Il s'agit de reproduire, d'échanger, de comparer et de faire évoluer les connaissances dont on dispose afin d'en faire un levier de l'activité de l'entreprise. Cette démarche de transfert s'apparente au benchmarking et aux programmes de « meilleures pratiques ».

Le croisement de ces deux axes nous conduit à la matrice suivante [Ibidem]:

	Esprit humain	Support formel
Créer des connaissances	Incitation Cadre institutionnel Organisation	Outils d'appréhension, de représentation et d'analyse, Système d'information
Capitaliser des connaissances	Gestion des compétences	Formalisation et gestion documentaire (système qualité, système expert, groupware, CBR, etc...)
Transférer des connaissances	Information Formation Apprentissage par l'action	Retour d'expérience Diffusion Publication

Table 2-4 : Le transfert de l'information [Ibidem]

3.3- L'innovation et la gestion des connaissances

L'innovation est un processus technologique, créatif et sociétal, où la connaissance individuelle et organisationnelle est exposée, assimilée, partagée et finalement, transformée afin de produire de nouvelles connaissances, aidant à innover de nouveaux produits ou processus de production dans l'entreprise. Afin d'encourager l'innovation au sein d'une entreprise, il est nécessaire de développer une structure capable de rendre disponible la connaissance, de guider les efforts créatifs de l'effectif de l'entreprise, et d'offrir un cadre qui favorise la résolution des problèmes. La mise en œuvre des meilleures pratiques contenues dans les systèmes d'information d'une entreprise, peut se révéler préjudiciable à long terme. Cela arrive car l'utilisation des meilleures pratiques peut en effet, faciliter la conduite d'activités lorsque l'environnement industriel est stable. Cependant quand le changement est radical et discontinu, le renouvellement des principes de base contenus dans les pratiques stockées sera indispensable pour favoriser l'innovation. Ce qui se traduit par un besoin croissant des utilisateurs à avoir des réponses ou des suggestions plus

imaginatives que celles proposées par les réponses concrètes et documentées contenues dans ce type de systèmes.

Le concept de gestion des idées cherche à combler cette carence. La gestion des idées cherche à mettre en place un système pour collecter, conduire et transformer les idées au sein d'une entreprise, en produits nouveaux afin d'améliorer la performance globale de celle-ci. Les stratégies sur l'innovation reposent essentiellement sur la rapidité des processus de conception et de développement de produits nouveaux et sur l'intégration et la combinaison de nouvelles connaissances. Ces stratégies s'appuient sur un partage rapide des connaissances et sur le management des idées de nouveaux concepts de produit. Le succès se mesure alors non seulement au nombre des nouvelles idées générées mais aussi à la rapidité de leur mise en œuvre et à leur pertinence stratégique. Il faut donc un système qui vise à opérer un rapprochement entre les connaissances sur les évolutions des marchés et des technologies et les ressources et compétences de l'entreprise pour créer de nouveaux produits ou marchés. Un tel système comprend les étapes suivantes [G. Cortes Robles, 2006] :

1. Une structure pour identifier, formuler et collecter les idées.
2. Un processus pour les hiérarchiser afin de sélectionner les plus prometteuses.
3. Gérer la transformation de ces idées vers le lancement de projets nouveaux.
4. Capitaliser les connaissances des intervenants lors de la transformation des idées exposées.

Le déroulement de ces étapes met en place un processus divergeant – convergeant ; divergeant afin d'enrichir les idées exposées par le biais d'un effort collectif des membres de l'entreprise et convergeant afin de sélectionner les concepts avec le plus de potentiel. Ce processus doit permettre des temps de réflexion à la fois individuels et collectifs tout en assurant la confidentialité des idées exposées. Cette phase est aussi destinée à faciliter les échanges entre les différents acteurs en favorisant la confrontation de connaissances et de compétences de natures différentes. Finalement, le processus d'évolution des idées exposées est enregistré dès leur émergence jusqu'à leur concrétisation, ce qui fait appel à un processus de capitalisation des connaissances [Ibidem].

3.4- L'intelligence économique

On peut définir l'Intelligence Économique comme : « l'ensemble des actions de recherche, de traitement, de diffusion et de protection, en vue de son exploitation, de l'information utile aux différents acteurs économiques. Ces acteurs sont conçus comme un système global destiné à inspirer la stratégie de la direction générale de l'entreprise, tout comme à informer en continu et à innover ses différents niveaux d'exécution, afin de créer une gestion offensive et collective de l'information, qui devient une richesse principale ». Dans cette définition, l'Intelligence Économique se place en ligne directe avec la stratégie générale de l'entreprise. L'analyse de l'environnement externe permet ainsi aux organisations de s'adapter afin d'assurer leur pérennité [H. Rakoto, 2004].

Fondamentalement, l'Intelligence Économique a trois grandes vocations [D. Meingan et Al, 2004] :

- Maîtrise et protection du patrimoine scientifique, technologique et concurrentiel de l'entreprise : l'identification précise du patrimoine immatériel de l'entreprise (informations possédées, modes de fonctionnement utilisés, savoir-faire des collaborateurs).
- Détection des menaces et opportunités que l'entreprise peut affronter : les erreurs dues à un manque d'attention ou de compétence, les catastrophes naturelles ainsi que les menaces intentionnelles comme l'espionnage, le vol de données, la fraude ...etc. Aussi, examiner comment les évolutions de l'environnement peuvent offrir des possibilités de développement commercial, technologique...

- Constitution de stratégies d'influences au service de l'entreprise : définir la manière dont la société va utiliser le lobbying, les réseaux, la communication ciblée... pour parvenir à ses fins : renforcer son image, faire valoir ses intérêts, amener ses clients, concurrents, fournisseurs... à agir suivant ses besoins. Parler à la place d'un concurrent, influencer ses alliés, fragiliser son image ou démoraliser son personnel sont des actions contre un concurrent qui relèvent de la partie la plus secrète de l'intelligence économique.

Ces actions ont pris de plus en plus un contenu informationnel et certains ont introduit le concept d'info-guerre pour exprimer cette évolution. Dans ce contexte on distingue : la guerre pour l'information, la guerre contre l'information et la guerre par l'information. La première vise à réaliser l'interception ou le détournement d'informations stratégiques et confidentielles. La seconde a pour objectif de priver le concurrent de ses accès à l'information. La dernière se positionne clairement dans une perspective de désinformation et de manipulation [Ibidem].

4- La capitalisation des connaissances

4.1-Présentation générale

La capitalisation des connaissances désigne le passage d'une mémoire de travail à une mémoire d'entreprise. Ce concept de mémoire d'entreprise tend à caractériser un système qui inclurait toutes les données concernant l'entreprise, les archives, son passé technique, financier, légal, donnant par là une image fidèle de son histoire. Cette mémoire d'entreprise contient des connaissances stratégiques qu'on peut ensuite capitaliser dans un processus de capitalisation des connaissances [I. Rasovska 2006].

Capitaliser les connaissances est « considérer certaines connaissances utilisées et produites par l'entreprise comme un ensemble de richesses et en tirer des intérêts contribuant à augmenter la valeur de ce capital ». La première tâche est de repérer les connaissances cruciales en les identifiant, localisant, caractérisant et hiérarchisant. Ensuite ces connaissances doivent être préservées, donc modélisées, formalisées et conservées. La troisième tâche concerne la valorisation des connaissances, c'est-à-dire qu'il faut les rendre accessibles, les diffuser, les faire partager, les exploiter, les combiner et créer des nouvelles connaissances. Enfin, les connaissances doivent être actualisées, c'est-à-dire évaluées, mises à jour, et enrichies au fur et à mesure de retours d'expérience. Les connaissances stratégiques ou cruciales formeront donc ce qu'on appelle « le capital intellectuel de l'entreprise » [G. Cortes Robles, 2006]. Le tableau suivant donne une comparaison entre dix-sept modèles de capitalisation des connaissances :

	Activité						
Structure générale (Lai & Chu 2000)	Initiation	Élaboration	Modélisation	Préservation Stockage	Distribution & transfert	Utilisation	Révision
Wiig (1993)	Création		Manifestation		Utilisation		Transfert
Leonard-Barton (1995)		Résolution des problèmes Import et adoption des technologies		Implémentation et intégration des nouvelles méthodologies et outils		Experiments et prototypes	
Noenaka & Takeuchi (1995)	Partage des connaissances	Création des concepts	Justification des concepts		Mise à niveau des connaissances	Création des archetypes	
Andersen (1996)		Identifier Collecter Créer	Organiser		Partager	Appliquer	Adapter
Choo (1996)	Donner sens	Création des connaissances				Prise des décisions	
Szulanski (1996)	Initiation				Implémentation	Accélération	Intégration
Taylor (1996)	Développement des connaissances			Utilisation des connaissances (stockage, distribution, application, révision)			
Alavi (1997)		Acquisition	Indexation Filtrage Enchaînement		Distribution	Application	
Beckman (1997)		Identifier Créer	Capturer Sélectionner	Stocker	Partage	Appliquer Vendre	
Demarest (1997)		Construction			Dissémination Incorporation	Utilisation	
Van der Spek & Spijkervet (1997)	Conceptualisation Réflexion				Action		Rétrospection
Davenport & Prusak (1997)	Déterminer besoins	Capturer			Distribuer	Utiliser	
Tannebaum & Alliger (2000)				Partage	Accès	Assimilation	Application
Rastogi (2000)	Identification Trace	Caption	Acquisition	Stockage	Partage	Application	Création des nouvelles connaissances
Probst (2002)	Identification	Acquisition	Développement		Distribution	Utilisation	Préservation
McElroy (2002)	Production des connaissances				Intégration des connaissances		
Grundstein (2000)	Détecter : Identifier, Localiser		Préserver : Modéliser, Formaliser, Stocker		Capitaliser: Accès, Diffuser, Utiliser, Intégrer		Actualiser : Mise à jour, Enrichir

Table 2.5 : Les modèles de capitalisation des connaissances [I. Rasovska 2006]

4.2- Cycle de capitalisation des connaissances

Le cycle de capitalisation des connaissances est composé de quatre phases de repérage, préservation, valorisation et actualisation, et reflète également les besoins de développement d'un système d'aide à la décision, chacune déclinée sur plusieurs tâches.

La première tâche est de *repérer* les connaissances cruciales, c'est-à-dire les savoirs et les savoir-faire nécessaires au déroulement des processus essentiels constituant le cœur des activités de l'entreprise. Il faut les identifier, les localiser, les caractériser et les hiérarchiser. Ensuite, il faut les *préserver*, c'est-à-dire les modéliser, les formaliser et les conserver. Puis, il faut *valoriser* et mettre

au service du développement et de l'expansion de l'entreprise ces savoirs et savoir-faire, c'est-à-dire les rendre accessibles selon certaines règles de confidentialité et de sécurité, les diffuser, les exploiter, les combiner et créer des connaissances nouvelles. Enfin, il faut pouvoir les *actualiser*, c'est-à-dire les évaluer, les mettre à jour et les enrichir au fur et à mesure des retours d'expérience et de la création de connaissances nouvelles. La dernière facette (*Manager*) concerne la gestion de ce cycle, c'est l'ensemble des actions managériales visant à faire vivre le cycle de capitalisation des connaissances cruciales de l'entreprise. C'est à ce niveau que se positionne la Gestion des Connaissances, souvent appelée le Management des Connaissances [H. Rakoto, 2004].

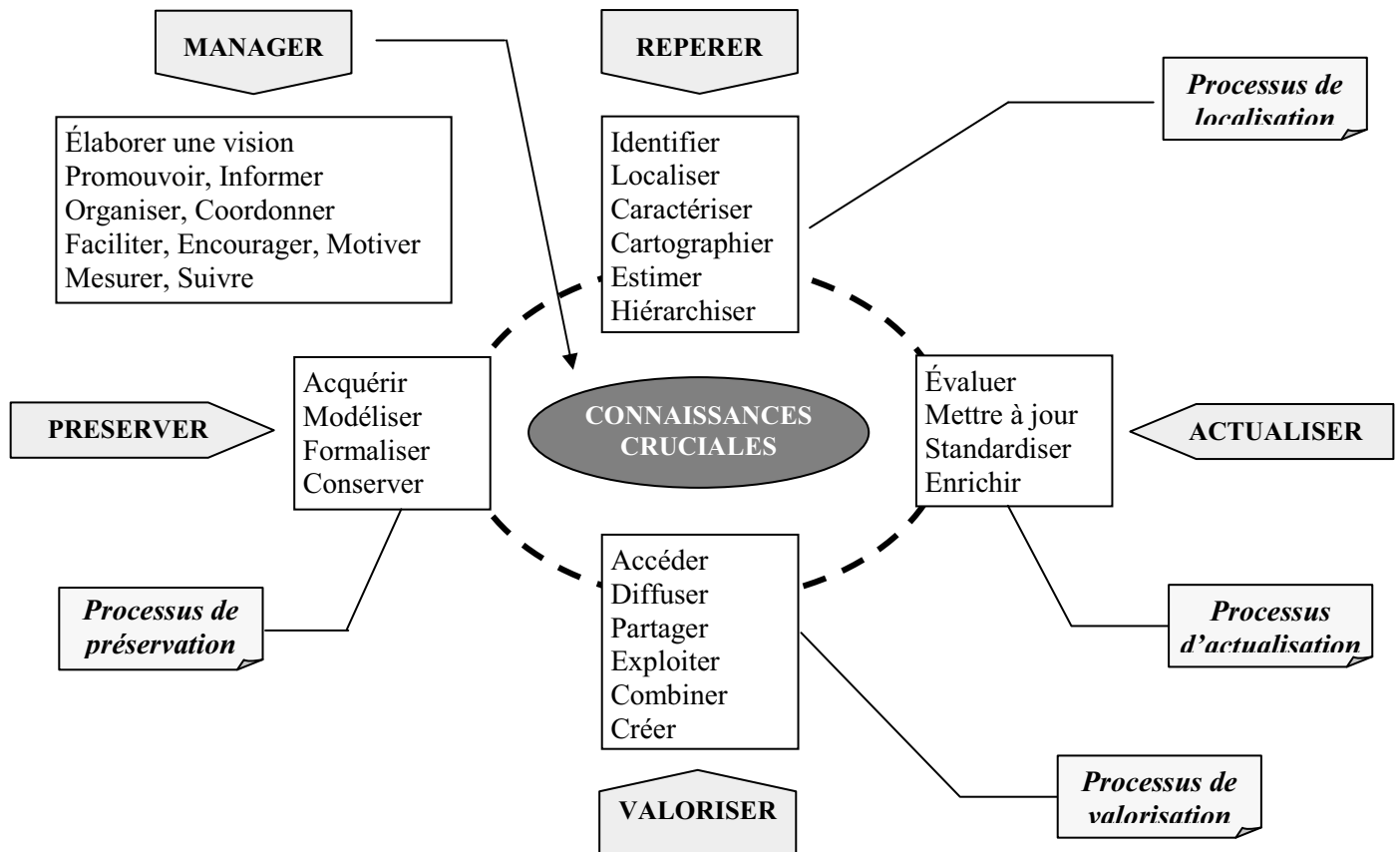


Figure 2-6 : Processus générique de KM et problématique de capitalisation sur les connaissances [M. Grundstein, 2006]

4.3- Représentation des connaissances et ontologies

4.3.1- Formalismes de représentation des connaissances

Ce formalisme donne la structure de cette connaissance telle qu'elle est manipulée par le système à base de connaissances. La représentation définit une série de symboles et une série d'opérations sur ces symboles qui modélisent le raisonnement que la représentation supporte. Les symboles ont un contenu sémantique mais les opérations qu'on leur associe sont déterminées par leur syntaxe. Le formalisme de représentation des connaissances est donc un langage formel donné par l'interprétation sémantique de sa structure syntaxique. Différentes techniques de représentation des connaissances ont été proposées dans le domaine de l'intelligence artificielle telles que les prédicats logiques, les systèmes à base de règles, les réseaux sémantiques, les schémas et l'orientée objet [I. Rasovska 2006].

☞ *Formalisme logique*

Le formalisme logique a été l'un des premiers formalismes proposés pour représenter la connaissance en intelligence artificielle. Différents langages logiques ont été proposés comme [Ibidem]:

La logique des propositions : calcul de valeurs de vérité des phrases appelées formules,
La logique des prédicats du premier ordre : son alphabet inclut des symboles de fonctions,
La logique floue : introduit degré dans la valeur de vérité d'une formule,
Modale : introduit des modalités telles que la possibilité ou nécessité, passé ou futur,
Linéaire : propositions jouent le rôle de ressources consommables, ...etc.

☞ **Systemes à base de règles**

L'élément de base de ces systèmes est la règle de production qui a la forme suivante [Ibidem] :

SI <condition> ALORS <action>.

La condition : un prédicat logique qui correspond à une affirmation de la base de connaissances.

L'action : la partie exécutable de la règle, exprime des ajouts ou modifications à faire.

Ce système comporte trois parties :

Une base de règles : la connaissance opératoire de l'expert,

Un contexte ou base de faits : l'état actuel du système,

Un moteur d'inférence : contrôle les actions couplées à un module expliquant le raisonnement.

☞ **Réseaux sémantiques**

Un réseau sémantique est un graphe composé d'un ensemble de nœuds qui représentent des concepts d'entité, attribut, objet, événement, état, etc. et d'un ensemble d'arcs orientés, étiquetés, qui relie deux nœuds en représentant les relations binaires entre ces concepts. On peut structurer la connaissance dans une hiérarchie de concepts par les relations sorte-de et est-un qui représente le lien de spécialisation de concepts. Un certain nombre de modes de raisonnement est mis en oeuvre, comme l'inférence par héritage ainsi que le filtrage. Le formalisme de réseaux sémantiques est le premier à structurer la connaissance et à rendre visibles différentes relations existantes entre les objets, ainsi que la notion de distance entre deux concepts [Ibidem].

☞ **Graphes conceptuels**

Les graphes conceptuels ont été proposés pour enrichir le concept des réseaux sémantiques par l'aspect du concept s'appuyant sur l'étude de la perception en psychologie. Le sens d'un concept se réduit à sa position relative par rapport aux autres concepts dans le réseau sémantique modélisant les connaissances générales du système. À la différence des réseaux sémantiques représentant plusieurs propositions et définitions de concepts dans un même réseau, les graphes conceptuels organisent les différents types d'éléments dans des structures différentes avec la hiérarchie de spécialisation des graphes. Cela permet de manipuler et de vérifier chaque structure par les règles de cohérence [Ibidem].

☞ **Schémas (frames)**

Dans les années 60, apparaisse l'idée des paquets de connaissances que l'homme utilise dans son activité cognitive quotidienne pour représenter ses expériences précédentes pour interpréter une nouvelle connaissance. À la fin des années 70 cette idée est développée dans les modèles de représentation du langage naturel. La théorie développée présente la notion « frame » et signifie une structure dynamique remémorée qui doit être adaptée pour correspondre à la réalité d'une nouvelle situation rencontrée. Il s'agit donc de la représentation de connaissance pour servir de support de raisonnement sur le monde réel.

☞ **Représentation objet**

La représentation par objet permet de décrire la connaissance sous forme d'objets eux-mêmes décrits par leurs caractéristiques. Un objet est une description d'un élément constituée de

deux parties : statique et dynamique. La partie statique concerne l'état de cet élément et l'ensemble de ces propriétés (des données et d'informations). La partie dynamique concerne son comportement (les méthodes ou procédures qui manipulent les données et informations). Les objets collaborent entre eux par des messages. Les objets similaires dans leur caractérisation et comportement sont regroupés dans les classes ordonnées dans une hiérarchie, permettant l'héritage des caractéristiques des surclasse [Ibidem].

4.3.2- La représentation des connaissances & les ontologies

Construire une ontologie d'un domaine revient à modéliser ce domaine, c'est-à-dire à définir quels en sont les objets, à les décrire et à structurer les descriptions obtenues. Cela implique qu'un langage de description ait été précisé et qu'une structure d'accueil permette d'organiser la description. Lors de la réalisation d'une application, il faut passer d'une description informelle des objets du domaine à une description formelle. La représentation des connaissances permettant de traiter le problème à résoudre doit être formalisée dans un langage formel mais à condition que le problème des ontologies soit résolu.

On peut définir ontologie comme suite : « faire une ontologie, c'est décider des individus qui existent, des concepts et des propriétés qui les caractérisent et des relations qui les relient ». Les relations les plus classiques sont les relations d'héritage, les relations de composition. Les autres relations associant les termes n'ont pas de sémantique implicite évidente. On peut distinguer l'ontologie du domaine qui contient les termes et expressions spécifiques d'un domaine applicatif, de l'ontologie du modèle qui décrit la structure imposée sur la connaissance du domaine, par la tâche et par la méthode de résolution de problème.

Une grande partie des travaux en ontologie se fait par une description lexicale des domaines de spécialités. Les textes comme la documentation technique sont la source d'acquisition des connaissances et concernent les chercheurs en linguistiques et en terminologie. Ces travaux font partie des méthodes ascendantes de modélisation, qu'on n'a pas exploitées. Par contre on a tourné vers la construction de l'ontologie du domaine d'expertise à partir de l'étude du processus de maintenance et de l'expertise associée [I. Rasovska 2006].

4.4- Capitalisation des connaissances et mémoire d'entreprise

La capitalisation des connaissances assure le passage d'une mémoire de travail à une mémoire d'entreprise. Ce concept de mémoire d'entreprise (ME) tend à caractériser un système qui inclurait toutes les données concernant l'entreprise, les archives, son passé technique, financier, légal, donnant par là une image fidèle de son histoire. Cette mémoire contient des connaissances stratégiques qu'on pourra ensuite capitaliser. Ces connaissances devraient être rassemblées dans une mémoire d'entreprise qui fournira la bonne connaissance à la bonne personne au bon moment et au bon niveau pour que cette personne puisse prendre la bonne décision [I. Rasovska 2006].

On peut considérer la mémoire d'entreprise comme « représentation explicite et persistante des connaissances et des informations dans une organisation, afin de faciliter leur accès et leur réutilisation par les membres adéquats de l'organisation pour leur tâche ».

On peut distinguer les types de ME suivants [ibidem] :

- *Une mémoire technique (métier)* : composée de référentiel, documents, outils et méthodes utilisés dans la profession donnée et des fois appelée mémoire professionnelle dans les cas où le savoir-faire des employés de l'entreprise y est compris.
- *Une mémoire organisationnelle (de société)* : également appelée mémoire de la société composée de l'organisation de l'entreprise, ses activités, de ressources humaines, management, etc.

- *Une mémoire individuelle* : composée de statut, compétences et activités des employés d'entreprise, occasionnellement de leur savoir faire si ce n'est pas le cas de la mémoire technique.
- *Une mémoire de projet* : composée de la définition du projet, activités, histoire, résultats et les expériences capitalisées de ce projet.

La construction d'une mémoire d'entreprise repose sur la volonté de « préserver, afin de les réutiliser plus tard ou plus rapidement possible, les raisonnements, les comportements, les connaissances, même en leurs contradictions et dans toute leur variété ». La gestion de la mémoire d'entreprise consiste à détecter les besoins en mémoire d'entreprise, à la construire, diffuser, utiliser, évaluer, maintenir et faire évoluer ce qui rentre parfaitement dans le cycle de la capitalisation des connaissances. Différentes méthodes et techniques existent et sont étudiées par les chercheurs dans chacune de ces phases [Ibidem].

5- Méthodes dédiées à la construction d'une mémoire d'entreprise

Les méthodes de gestion des connaissances ont fait l'objet de plusieurs classifications, on distingue trois grands courants [G. Cortes Robles, 2006] :

A). Les démarches de capitalisation : elles cherchent l'explicitation des connaissances détenues par un expert sur un support informationnel, avec comme but une exploitation ultérieure, parmi les plus utilisées la méthode CommonKADS, MKSM, IBIS ou QOC.

B). Les démarches de mémorisation continue pour retour d'expériences : elles consistent à élaborer des bases d'information qui stockent les expériences passées et gèrent leurs accès. L'objectif est donc de « garder des traces des incidents et échecs, faits techniques et rédactions de documents présentant les solutions pratiques de conception ». Dans cette catégorie se trouve la méthode CYGMA ou la méthode REX.

C). Les démarches cartographiques : elles cherchent à répertorier les compétences contenues par l'organisation, c'est-à-dire à faire une représentation graphique et descriptive des connaissances afin de les situer dans l'entreprise. Les arbres de connaissances en sont l'exemple typique.

On va classer ces méthodes en deux grandes catégories : celles spécifiques à la construction des mémoires d'entreprise, et d'autres empruntées de l'ingénierie des connaissances adaptées à la définition de mémoire d'entreprise. Même que la liste n'est pas exhaustive, on va présenter description succincte des méthodes les plus utilisées, et les principes les guidant [I. Rasovska 2006].

5.1- Différentes méthodes de construction de mémoire d'entreprise

On présentera, ci-après, les méthodes les plus connues dédiées à la construction de la mémoire d'entreprise, à savoir REX, MEREX, CYGMA, atelier FX et Componential Framework [Ibidem] :

5.1.1- La méthode REX (retour d'expérience)

Cette méthode a été conçue avec comme objectif de capitaliser les expériences produites lors du démarrage du réacteur SuperPhénix en 1987 au sein du Commissariat à l'Énergie Atomique (CEA) [G.CORTES ROBLES, 2006]. La finalité requise est la constitution d'une base de connaissances pour les futures équipes et le principe consiste à constituer des « éléments d'expériences » extraits d'une activité quelconque et à restituer ces éléments pour qu'un utilisateur puisse les valoriser. Ces éléments peuvent être de trois types : élément de connaissance documentaire (résumé d'un document), élément d'expérience (formalisée au cours d'un entretien) et élément de savoir-faire (d'une personne dans une activité particulière). REX se décompose en trois étapes : l'analyse des besoins et l'identification des sources de connaissances (spécification et dimensionnement du futur système de gestion des connaissances), construction et mémorisation

d'éléments de connaissances sous forme d'une base de données ou une mémoire d'entreprise appelée CEMem, et enfin la mise en place et l'exploitation du système de gestion des connaissances créé. Pour constituer la mémoire d'expérience un modèle descriptif et un réseau terminologique sont définis [I. Rasovska 2006].

5.1.2- La méthode MEREX (Mise en Règle de L'expérience)

C'est une méthode de l'expression. Elle a été mise au point par Jean Claude Corbel chez Renault pour l'amélioration continue des processus de l'ingénierie de ses véhicules. Il s'agit d'un système de fichiers simples pouvant être remplies par tous les acteurs de l'entreprise. Le principe de cette méthode consiste à rédiger les fiches d'abord sur simple papier, les fiches sont ensuite informatisées et mises à la disposition des acteurs via l'intranet de l'entreprise. Les fiches contiennent les solutions techniques, leur contexte, preuves de validité et le nom de la personne ayant rédigé la fiche. MEREX permet de capitaliser des connaissances et des expériences portant sur les produits et les processus dans l'industrie automobile afin de les améliorer [Ibidem].

5.1.3- La méthode CYGMA (Cycle de vie et gestion des métiers et des applications)

Elle a été développée par la société KADE-TECH, et appliquée dans les industries manufacturières et spécialement dans l'activité de conception (bureau d'études, de méthodes et d'industrialisation). Cette méthode analyse le contexte où sont situées les connaissances, l'organisation des acteurs, les enjeux existants et leur pondération. Elle prévoit six catégories de connaissances industrielles : connaissances singulières, terminologiques, structurelles, comportementales, stratégiques et opératoires. En se basant sur ces catégories la méthode définit des référentiels métiers et des bases de connaissances exploitables par des algorithmes de raisonnement déductif. La méthode préconise des entretiens avec les experts et une étude de la documentation de l'entreprise afin de définir un « bréviaire de connaissances » structuré en quatre documents : le glossaire métier, le livret sémantique, le cahier de règles et le manuel opératoire [Ibidem].

5.1.4- L'atelier FX

Il est basé sur une méthode appelée M3A qui s'inspire de travaux issus des sciences sociales pour définir une mémoire d'entreprise. La méthode part de la technique « observateur-apprenti » pour capitaliser les connaissances du processus industriel d'un expert afin de formaliser les connaissances d'entreprise. Dans la première étape un observateur est choisi et formé dans les techniques d'observation et de description des connaissances préconisées par la méthode M3A. L'observateur ensuite suit un technicien et analyse ses activités dans une notice d'instruction décrivant les connaissances acquises [Ibidem].

5.1.5- L'approche Componential Framework

Elle a été proposée dans le cadre de l'acquisition des connaissances pour développer des systèmes à base de connaissances. Elle a été ensuite adaptée pour supporter la gestion des connaissances dans une entreprise. Ici, une activité est définie selon trois perspectives : tâche (objectifs à atteindre), information (construites pour réaliser les tâches) et méthode (comment les informations sont utilisées pour réaliser les tâches). Les informations sont organisées dans « Componential Framework » sous forme de deux modèles : modèle du domaine (d'application) et modèle de cas (spécialisation de certaines informations). Le logiciel KREST a été développé comme support de la méthode.

Ces méthodes présentent l'avantage de ne pas être trop compliquées à mettre en œuvre, mais ont comme inconvénient majeur de ne pas suffisamment développer toute la manipulation de connaissances et d'exploitation automatique de ces connaissances. C'est pour cela que notre intérêt se porte sur les méthodes et modèles de l'ingénierie des connaissances [Ibidem].

5.2- Outils et méthodes de l'ingénierie des connaissances

L'ingénierie des connaissances est le domaine qui correspond à l'étude des concepts, méthodes et techniques permettant de modéliser et/ou d'acquérir les connaissances pour des systèmes réalisant ou aidant les humains à réaliser des tâches se formalisant a priori peu ou pas. Des outils et des méthodes de l'ingénierie des connaissances tels que modélisation cognitive et conceptuelle, des langages de représentation et de modélisation, etc., ont été développés pour permettre l'acquisition des connaissances à partir des textes, pour résoudre des problèmes de recherche d'informations sur le web ou pour mettre en œuvre des indicateurs de gestion dans des systèmes d'information ou bien pour gérer et capitaliser des connaissances en entreprise.

Ces méthodes peuvent être subdivisées en deux approches différentes : ascendante et descendante. L'approche descendante présente l'avantage majeur de séparer la connaissance du domaine de son utilisation et permet ainsi de définir des composants génériques donc réutilisables, tandis que l'approche ascendante présente un modèle structuré d'expertise, certes, mais décrit dans une terminologie propre au problème et manquant d'abstraction. Notre étude s'est donc orientée vers une approche descendante [Ibidem].

5.2.1- Méthodes ascendantes

L'approche ascendante consiste à faire un recueil maximum des données verbales d'un expert et à les regrouper pour former un modèle de connaissance.

Un exemple de méthodes ascendantes est *la méthode KOD* ((Knowledge Oriented Design) qui a été développée par Claude Vogel en 1988 pour fournir un support à l'activité de l'intelligence artificielle pour une société de services (CISI). Cette méthode est fondée sur une approche anthropologique et propose des techniques d'analyse de discours d'un expert afin d'organiser les données acquises en remplissant les tableaux prédéfinis. À partir d'un discours d'expert, de sources documentaires, d'observations et d'analyse la méthode produit un modèle de représentation de ces connaissances comprenant un ensemble de concepts de base qui sont mis en relation par des liens conceptuels établis a priori. On distingue deux concepts élémentaires, les objets (éléments statiques) et les actions (éléments dynamiques) sous forme de texte. Cette méthode fait appel à l'analyse des textes et utilise le sens des mots pour organiser les connaissances.

La méthode Métofac (Méthode d'acquisition et de modélisation des connaissances) développée par la société EDIAT est destinée à supporter l'ensemble des activités de spécification de systèmes à base de connaissances, en particulier l'analyse des besoins, l'analyse du réel, l'écriture des spécifications techniques. Il existe un certain nombre de méthodes ascendantes basées sur la création d'ontologie à partir des textes et terminologies comme des outils ANA, STARTEX ou encore SYCLADE [Ibidem].

5.2.2- Méthodes descendantes

L'approche descendante « ou approche dirigée par les modèles » se focalise sur la définition du modèle de l'expertise afin de filtrer les connaissances acquises et de guider efficacement le processus d'acquisition. Une des méthodes de référence dans cette approche est *la méthode KADS* (Knowledge Acquisition and Design Structuring), et son évolution CommonKADS. La structure de KADS en couche utilise des méthodes génériques de résolution de problèmes qui décrivent les mécanismes de raisonnement à un bon niveau d'abstraction. C'est un modèle qui comprend trois couches : les concepts du domaine d'application représentés par le niveau domaine, leurs transformations représentées par le niveau inférence et la structure de contrôle représentée par le niveau tâche.

On distingue deux types de connaissances : un en rapport avec le domaine d'application et l'autre lié aux mécanismes de résolution. Cette méthode est plutôt orientée sur la tâche à réaliser en

fonction de laquelle les connaissances du domaine sont choisies. Cette dissociation des connaissances permet la réutilisation des concepts du domaine dans les différentes activités. La place des méthodologies, des outils et des textes y est minimisée [Ibidem].

La méthode CommonKADS repose sur la communication, la création de la connaissance et le partage de la connaissance. Cette méthode propose le développement de six modèles pour analyser la connaissance : l'organisation, la tâche, l'agent, la communication, la connaissance et la conception qui donnent différents points de vue sur la connaissance du domaine. Ils sont utilisés dans le cycle de management de projets à base de connaissances qui comporte quatre phases : revue (évaluation de l'état courant et établissement des objectifs), évaluation des risques, planification et supervision du travail. CommonKADS utilise les conventions graphiques d'UML (Unified Modelling Language) pour représenter les modèles et la notion d'ontologie pour la réutilisabilité des connaissances du domaine [Ibidem].

La méthode MKSM (Methodology for Knowledge System Management) développée au CEA (Commissariat à l'énergie atomique). La méthode considère que l'ensemble des connaissances dans une organisation est un système complexe. La modélisation d'un tel système se fait selon trois points de vue : syntaxique, sémantique et pragmatique. Ces trois points comptent encore chacun trois onglets différents, à savoir la structure, la fonction et l'évolution. Les trois composants de ce système de connaissances sont l'information, la signification (modélisation des tâches), et le contexte (modélisation des activités). La méthode propose cinq phases de modélisation : la modélisation du système des connaissances, du domaine, d'activités, du concept et des tâches [Ibidem].

La méthode MASK (Méthode d'Analyse et de Structuration des Connaissances) est une extension de MKMS et est basée sur des principes d'analyse cognitive et sur des retours d'expérience. Elle permet de représenter une expertise sur trois points de vue complémentaires : le contexte (approche métier concerné), les savoirs et savoirs faire (approche par l'ingénierie cognitive), l'informatisation (approche par le génie logiciel). Cette méthode prend en compte l'aspect dynamique de l'acquisition des connaissances.

Ces méthodes de base ne sont pas, à elles seules, complètement satisfaisantes et ne peuvent pas prendre en compte la particularité de chaque type de problèmes. Elles sont utilisées dans différents travaux moyennant des adaptations [Ibidem].

5.3- La mémoire d'entreprise & les ontologies

Les personnes d'une entreprise, lors d'une communication, peuvent émettre des points de vue très différents sur le même sujet, du fait de leurs expériences, formation et besoins fréquemment divers. Ils peuvent utiliser des jargons, concepts, schémas et méthodes incompatibles [R.DIENG-KUNTZ et Al, 2001].

Les personnes utilisent des mots pour communiquer et ces mots ne sont pas neutres, ils renferment une signification bien définie et cela dirige la réflexion vers une direction bien identifiée. Un autre facteur d'impact sur la communication, est l'incompatibilité entre les modèles mentaux des acteurs. Un modèle mental est « une structure de connaissances détenues par des membres d'une équipe qui leur permettent de former des explications et des attentes pertinentes pour la réalisation d'une tâche et en retour de coordonner leurs actions et adapter leurs comportements aux demandes de la tâche et d'autres membres de l'équipe » [G. Cortes Robles, 2006].

Tous ces facteurs ont comme conséquence [Ibidem] :

- Une mauvaise communication.

- D'énormes difficultés pour identifier les besoins et les solutions.
- Une interaction et une coopération limitées.
- Une réutilisabilité et un partage des solutions, et de connaissances, restreinte ; ce qui se reflète en une tendance à gaspiller l'effort en réinventant la roue à chaque fois.

Pour éliminer ou réduire significativement la confusion conceptuelle et terminologique, il faut produire une compréhension partagée, une ontologie. Les ontologies sont pluri-définies plutôt que mal définies. On peut dire qu'une ontologie est : une spécification d'une conceptualisation, ou comme une spécification explicite d'une conceptualisation d'un domaine, formée par des entités et des relations. Les composants d'une ontologie sont : des concepts, des relations entre concepts, des fonctions, des instances et des axiomes. L'utilisation des ontologies dans la construction d'une mémoire d'entreprise, permet d'explicitement une terminologie et une conceptualisation partagée par un métier donné ou par une communauté donnée dans une organisation, ce qui produit une structure pour développer des bases de connaissances ainsi qu'une base pour générer des vues sur les bases de connaissances [Ibidem].

On peut distinguer les types d'ontologies suivantes [R. Dieng-Kuntz et Al, 2001] :

- *Les ontologies du domaine* : expriment des conceptualisations spécifiques à un domaine. Elles sont utilisables pour plusieurs applications dans ce domaine, comme l'analyse et la conception.
- *Les ontologies applicatives* : contiennent les connaissances du domaine nécessaires à une application donnée, elles sont donc spécifiques et non réutilisables.
- *Les ontologies graphique ou de haut niveau (top-ontologies)* : expriment des conceptualisations valables dans différents domaines, par exemple le dictionnaire sémantique WordNet qui peut être considéré comme une ontologie de la langue naturelle (l'anglais) qui est réutilisable dans divers domaines.
- *Les ontologies de représentation ou méta-ontologies* : conceptualisent les primitives des langages de représentation des connaissances.

5.4- Mémoire à base de cas

Le RàPC (en anglais Case-Based Reasoning) est un processus où la réutilisation des expériences passées est le but principal. Cette technique provenant du domaine de l'Intelligence Artificielle, a été utilisée dans les systèmes experts et dans d'autres domaines comme les sciences cognitives.

Dans cette approche l'utilisateur essaie de résoudre un nouveau problème en reconnaissant les similarités entre différents problèmes, préalablement résolus appelés cas. Un cas est communément un problème spécifique qui a été identifié, résolu, stocké et indexé dans une mémoire avec sa solution et éventuellement, le processus d'obtention de celle-ci [G. Cortes Robles, 2006].

Ce processus se déroule selon quatre étapes primordiales [Ibidem] :

- 1) *Remémoration* : le processus commence avec une description initiale du problème ou nouveau cas. Puis, ce nouveau cas est utilisé pour identifier ou remémorer un cas ou ensemble de cas contenus dans la mémoire.
- 2) *Réutilisation* : si un ou plusieurs cas sont similaires au problème, le cas le plus similaire est sélectionné pour réutiliser sa solution.
- 3) *Révision* : la solution obtenue est évaluée, examinée et rectifiée si nécessaire, afin d'assurer le succès.
- 4) *Mémorisation* : la mémoire mise à jour par la nouvelle expérience. Les erreurs, processus spéciaux, ou stratégie de rectification de la solution, sont des éléments qui doivent être aussi stockés au côté de la solution. Les cas existants peuvent être soit modifiés suite à la nouvelle expérience, ou

enrichis par un nouveau cas représentant cette expérience en cas de non-existence de cas équivalent. Ainsi la connaissance et l'information des cas déjà résolus sont extraites, récoltées et apprises, pour finalement être transformées, examinées et appliquées pendant la résolution du nouveau problème [Ibidem].

Le RàPC, comme outil de résolution de problèmes, est une combinaison où se retrouvent mêlées une approche pragmatique et cognitive. Le côté cognitif est représenté par le raisonnement analogique. Ce composant fondamental d'un système basé sur le RàPC, est le processus le plus utilisé par les humains, lors de la résolution d'un problème. De plus, l'apprentissage par analogies est aussi inhérent à tous les systèmes basés sur le RàPC. Le raisonnement et l'apprentissage possèdent un lien très étroit ; cette affirmation est basée sur la théorie de la mémoire dynamique, qui sera présentée plus tard dans ce mémoire. En conséquence, l'apprentissage est présent dans le RàPC parce qu'il induit des généralisations en se basant sur les similarités entre cas, mais aussi parce que le RàPC accumule et indexe les cas dans une mémoire pour une utilisation postérieure [Ibidem].

Du point de vue pragmatique, le RàPC implémente dans un système, les caractéristiques identifiées par l'approche cognitive. Cette implémentation nécessite moins d'effort que d'autres techniques. Cette facilité d'implémentation est liée au fait que l'utilisateur comprend et utilise plus facilement les exemples concrets proposés par ce type de systèmes. Depuis le système CYRUS développé en 1983 par J. Kolodner, le RàPC a été appliqué dans des domaines comme : le droit, la médecine, la nutrition, la cuisine, la conception de nouveaux produits, la prise de décision entre autres. L'emploi du RàPC comme approche pour construire une mémoire d'entreprise s'avère intéressante car celle-ci possède les caractéristiques suivantes [Ibidem] :

- A.** Évite les difficultés de modélisation du savoir-faire des experts en se concentrant sur l'acquisition des cas.
- B.** L'évolution de la mémoire d'entreprise est faite par son utilisation et par l'incorporation de nouveaux cas dans la mémoire.

Ainsi, une mémoire de cas est utile pour stocker les expériences acquises pendant le déroulement d'un projet, les meilleures pratiques existantes dans une entreprise ou les histoires symboliques [Ibidem].

5.5- Réutilisation des méthodes existantes

La réutilisation d'une méthode, aussi générique soit elle, nécessite des adaptations. Des perspectives de construction de modèle d'expertise basée sur l'intégration des approches ascendante et descendante se dessinent. Toutefois, la réutilisation de ces méthodes peut être partielle et se faire sur les spécifications d'éléments du domaine ou sur le raisonnement utilisé dans la méthode.

Appliquée aux éléments du domaine, cette technique (la réutilisation) repose sur la définition d'ontologies décrivant explicitement les éléments du domaine. Appliquée aux éléments du raisonnement, elle repose sur l'identification de descriptions abstraites de méthodes de résolution de problème. Dans notre étude, on se situe dans cette réutilisation de méthodes. Il existe des propositions de construction un modèle de résolution de problèmes génériques à partir d'ontologies du domaine spécifiées formellement, facilitant la capitalisation des expériences passées, par la méthode du raisonnement à partir de cas (RàPC) [I. Rasovska 2006].

Le tableau suivant présente une comparaison entre les méthodologies de capitalisation de connaissances les plus utilisées, selon [G. Cortes Robles, 2006] et [R.Dieng-Kuntz et Al, 2001] :

Méthode	COMMON KADS	REX	MKSM	CYGMA	ATELIER FX	KOD	Ontologie	RaPC
Caractéristique								
Modes de recueil	Entretien + Analyse de documents	Entretiens + analyse de documents	Entretien + Analyse de documents	Entretien + Extraction à partir de documents	Observation + Extraction semi-automatique à partir des docs	Entretien + analyse de documents	Entretien + Analyse de documents	Entretien + Analyse de documents
Types de modèles produits	Modèles d'organisation, de tâche, d'agent, de communication, d'expertise, du domaine	Lexique, vues, éléments d'expérience	Modèles du contexte, du domaine, d'activités, de concepts et de tâches	Glossaire, livret sémantique, cahier de règles, manuel opératoire	Lexique, inventaire de documents et fichiers de données	Modèle pratique + modèle cognitif	Modèles organisationnels, du domaine, de concepts, sémantiques entre autres	Modèles de tâches, d'expertise
Modes d'évolution	Modélisation de connaissances	Ajouts d'éléments d'expérience + liens vers lexique et vues	Modélisation de connaissances	Modélisation de connaissances	Ajout dans le catalogue raisonné	Modélisation des connaissances	Modélisation de connaissances	Ajout d'éléments d'expérience
Sources de connaissances	Experts + Documents	Experts + Documents	Experts + Documents	Experts + Documents	Documents	Experts + Documents	Modélisation de connaissances	Experts + Documents
Aspects des connaissances étudiées	Organisation + Résolution de problèmes + Domaine	Résolution de problèmes + Vocabulaire	Activité + Domaine	Activité + Domaine	Activité + Domaine	Résolution de problèmes + Domaine	Organisation + Domaine + Vocabulaire + Résolution de problèmes	Résolution de problèmes + Activité + Domaine
Typologie de connaissances définies	Tâche, Inférence, Modèle du domaine, Ontologie	Objet descriptif, point de vue, terme	Triangle sémiotique information + contexte + signification	Connaissances terminologiques, ontologies, stratégiques, structurelles, comportementales, opératoires entre autres.	Terme, donnée	Taxinomies, actinomies, schéma d'interprétation, schéma de conduite		Tâche, connaissances opératoires, objet descriptif
Type de mémoire Définies	Mémoire d'activités	Mémoire individuelle d'expériences	Mémoire d'activités	Mémoire métier	Mémoire documentaire	Mémoire d'activités	Mémoire métier	Mémoire d'activités / métier
Type de tâches étudiées	Tous types de tâches	Conception	Conception, supervision, gestion	Conception	Conception, supervision	Tous types de tâches	Tous types de tâches	Conception, supervision, analyse.
Outils	KADS Workbench, Cokace, KADS Tool	L'outil REX	L'outil MKSM	Non défini	Atelier FX	K-Station	Protégé, Ontolingua	Non défini

Table 2.6 : Comparaison des méthodologies de capitalisation des connaissances

6. Place de l'intelligence artificielle dans la gestion des connaissances

En plus de ses propres méthodes de traitement de l'information et des connaissances, la gestion des connaissances utilise aussi des techniques développées dans le domaine de l'intelligence artificielle (IA), puisque l'objectif de l'IA est de simuler le raisonnement humain. L'IA modélise les connaissances humaines de façon compréhensible et utilisable par l'ordinateur. Passant des méthodes classiques de l'intelligence artificielle comme : les représentations logiques, les réseaux sémantiques, les réseaux de neurones artificiels, ... etc, et arrivant à l'intelligence collective et la micro-intelligence distribuée, jusqu'à la résolution des problèmes par émergence, ces solutions ont aidé à résoudre des problèmes complexes.

D'une autre part, l'intelligence artificielle touche aussi les techniques de traitement de la langue naturelle pour extraire le sens d'un texte et expliquer son contenu, ce qui aide à la constitution de nouvelles connaissances à partir de données brutes. Dans tous les cas, le développement d'un système de gestion des connaissances nécessite le choix d'une technique de représentation de connaissances, de qui mène à une modélisation plus profonde des connaissances par l'utilisation d'une des techniques de représentation explicite des connaissances développées en ingénierie des connaissances. Toutefois, le développement de systèmes experts a montré que la difficulté ne résidait pas dans la manipulation des connaissances une fois représentées, mais dans la construction du modèle de connaissances. Pour aider le concepteur, de nombreuses méthodes ont été développées pour faciliter l'acquisition des connaissances. Une technique simple de structuration des connaissances est l'utilisation des bases de cas, qui consiste à décrire et à structurer des informations dans une base de données dite base de cas. Pour une documentation assez massive, la modélisation de ces connaissances peut être par les indexer [S. Bekhti, 2003].

Les techniques de l'IA ont contribué à l'avancement de la gestion des connaissances, incluant l'acquisition des connaissances, le stockage des connaissances, la découverte des connaissances et la distribution des connaissances. L'acquisition des connaissances capture les connaissances tacites et explicites des experts du domaine, alors que le stockage des connaissances formalise les résultats de l'acquisition des connaissances et intègre la connaissance dans un environnement distribué et incorporé. Les taxonomies et les mécanismes de traçage d'ontologies sont utilisés dans la représentation des connaissances pertinentes et à construire une plateforme pour la création d'une base de connaissances. La découverte et l'extraction des connaissances explorent les relations et les tendances dans les bases de connaissances pour créer de nouvelles connaissances. Aussi, les mécanismes heuristiques, comme la production proactive des connaissances et la sensibilité au contexte lors de l'extraction de connaissances, sont utilisés pour améliorer la diffusion des connaissances [D.R. Liu, et Al, 2006].

Conclusion

Les systèmes d'aide à la décision sont devenus une nécessité dans les entreprises, vu la complexité croissante de l'environnement économique et industriel, et la concurrence dure qui impose une exploitation optimale des compétences acquises. Notre but dans ce chapitre a été de présenter les notions de base de la gestion des connaissances, et la présentation des méthodes d'élaboration d'une mémoire d'entreprise et de l'ingénierie de connaissance. Ces notions théoriques aideront au développement d'un système d'aide au diagnostic industriel.

La méthodologie qu'on a adoptée est empruntée du domaine de l'ingénierie des connaissances. Vu les besoins de capitalisation des connaissances, et de résolution des problèmes de dépannage dans le processus de la maintenance industrielle, on a choisi une méthodologie jugée adéquate : le raisonnement à partir de cas (RàPC). La démarche proposée comporte une réutilisation des expériences issues des interventions passées, et leur enrichissement au fur et à mesure par les compétences acquises lors de la résolution des nouveaux cas de panne. Dans le chapitre suivant, on abordera les concepts de la méthodologie RàPC.

PARTIE 2

État de l'art et théories

LE RAISONNEMENT À PARTIR DE CAS

&

LE DATAMINING

CHAPITRE 3

LE RAISONNEMENT À PARTIR DE CAS

Résumé :

Le RàPC est une méthodologie puissante de résolution des problèmes, ceci est confirmé par des expériences en psychologie et en sciences cognitives. Les études sur le raisonnement par analogie montrent également l'utilisation fréquente des expériences passées pour la résolution des problèmes nouveaux. Cella offre une assise théorique au RàPC.

La méthodologie du RàPC est fondée sur les concepts suivants : les modes de représentation de la connaissance, le stockage et l'indexation des cas, la recherche des cas similaires aux problèmes à résoudre, la réutilisation des solutions des cas existants (déjà résolus), le test et la révision de la solution proposée par rapport au cas actuel à résoudre, ainsi que les modes d'apprentissage automatique suite à chaque nouveau cas résolu.

Dans ce chapitre, nous expliquons les notions de bases du RàPC, nécessaires pour la conception de notre approche de capitalisation des connaissances dans le domaine du diagnostic industriel.

Introduction

Dans le cadre de la conception d'outils d'aide à la décision pour un système de maintenance industrielle, les connaissances du domaine doivent être valorisées afin de pouvoir être bien exploitées, pour cela on aborde la méthodologie qu'on a choisi pour la capitalisation de ces connaissances : le Raisonnement À Partir de Cas. Le RàPC est un réflexe qui semble très naturel, il est souvent employé pour résoudre les problèmes de la vie courante, puisqu'il est bien évident et légitime que les problèmes similaires ont des solutions similaires, et qu'on se retrouve souvent face à un problème que l'on a déjà rencontré. Différent des autres approches de l'intelligence artificielle, qui visent la représentation des connaissances générales utilisées dans un domaine sous forme d'un système expert, le RàPC vise à utiliser la connaissance spécifique et pragmatique des problèmes précédemment expérimentés (les cas). Un nouveau problème est résolu en trouvant un cas passé semblable, et en le réutilisant dans la nouvelle situation. Le RàPC est donc une approche progressive et évolutive puisqu'une nouvelle expérience est conservée chaque fois qu'un problème a été résolu, la rendant immédiatement disponible pour des problèmes futurs [B. Devèze et Al, 2004].

Le RàPC est une méthode d'apprentissage et de résolution de problèmes, basée sur les expériences passées. Aujourd'hui cette technique s'apparente de plus en plus à une méthode de gestion des connaissances. Toutefois, le RàPC est généralement utilisé quand on a une faible connaissance du domaine étudié, et lorsque les problèmes ne sont pas complètement compris, et l'expérience représente la plus grande partie des connaissances sur le sujet traité. Lors de la modélisation de la connaissance du domaine, les experts interviewés, loin de maîtriser leur domaine, ne s'expriment qu'en citant des exemples issus de leurs expériences. Les expériences identifiées sont représentées par des cas. Les principales tâches que chaque méthode RàPC doit traiter sont : « Identifier la situation du problème actuel, rechercher un cas passé similaire à ce problème, utiliser ce cas pour la suggestion d'une solution au cas courant, évaluer la solution proposée, et mettre à jour le système par l'apprentissage à partir de cette expérience ».

Un système informatique de RàPC met en œuvre une base de cas, composée d'expériences passées, dans laquelle peuvent être recherchées des expériences similaires au problème à résoudre. Les recherches actuelles dans ce domaine se focalisent sur une représentation approfondie des connaissances, ainsi que les méthodes de recherche des cas similaires au problème à résoudre. En effet, on associe aux cas un ensemble de connaissances, qui permettent de dire que le RàPC est une technique d'implémentation des systèmes à base de connaissances. Cette méthode est également bien adaptée aux problèmes d'acquisition de nouvelles connaissances, et d'aide à la décision.

Un système RàPC est une combinaison de processus et de connaissances qui permettent de préserver et d'exploiter les expériences passées. Le RàPC est particulièrement applicable aux problèmes où des cas précédents sont disponibles, aussi lorsque le domaine n'est pas assez bien compris pour un modèle de domaine profond. Le raisonnement à partir de cas est un paradigme de combinaison des problèmes-solutions et d'apprentissage, qui est devenu dans les derniers temps un des champs d'applications de l'IA les plus prometteurs. Le RàPC est basé sur l'intuition que les problèmes tendent à se récurrencer ; ça veut dire que les nouveaux problèmes sont souvent similaires aux problèmes rencontrés précédemment, et donc les solutions passées peuvent être utilisées pour les situations courantes.

1- Approche du raisonnement à partir de cas

La phase d'exploitation des informations est une étape cruciale du processus de Retour d'Expérience, cette exploitation est basée sur les mécanismes de Raisonnement à Partir de Cas. Au moyen de cette méthode, si une expérience passée est suffisamment « similaire » à une expérience nouvelle, toutes les conclusions appliquées à l'expérience passée peuvent être appliquées à la nouvelle situation. Il faut alors pouvoir utiliser les outils de recherche automatisant cette

comparaison, et ainsi adapter la base de connaissances aux nouveaux cas. Le RàPC touche principalement deux types de communautés : celles de l'intelligence artificielle et celles des sciences cognitives. La méthode se situe entre ces deux communautés de recherche et constitue un pont «naturel» entre elles. En effet [I. Rasovska, 2006] :

- *Les sciences cognitives* : étudient la théorie de la compréhension, la résolution et l'apprentissage des problèmes par les hommes et essaient donc de modéliser les connaissances, les expériences et le raisonnement d'un être humain afin d'expliquer les motifs et le fonctionnement de son cerveau. En se souvenant des problèmes déjà rencontrés, et en utilisant leurs solutions pour résoudre les nouveaux cas.
- *Les systèmes d'intelligence artificielle* : ils sont à base de connaissances, évoquent l'insuffisance des méthodes prenant appui sur la généralisation et essaient d'adopter le raisonnement humain et de l'apprendre aux machines automatiques artificielles. Il y a plusieurs méthodologies pour développer des systèmes intelligents.

Récemment les deux communautés se rejoignent, et les systèmes de raisonnement à partir de cas développés par les chercheurs de la communauté informatique de l'intelligence artificielle font souvent l'objet d'applications industrielles en gestion et capitalisation des connaissances. Le processus de RàPC fait apparaître trois niveaux d'information : Le niveau « Contextes » qui décrit l'événement avec ses paramètres d'apparition, le niveau « Cas » décrit les solutions envisagées, les critères de choix, la solution retenue et la mise en œuvre. Le niveau « Connaissances » décrit les règles et recommandations à appliquer pour prendre en compte l'événement dans les processus de l'entreprise.

Le Raisonnement à Partir de Cas est plus orienté vers les sciences cognitives aux États-Unis tandis que les chercheurs européens appartiennent majoritairement à la communauté des techniques de l'intelligence artificielle ; puisque le domaine du Raisonnement à Partir de Cas constitue un pont naturel entre les deux communautés et plusieurs nouveaux projets de recherche mobilisent des chercheurs des deux spécialités [A. Mille, 1999]. Notre travail a pour but d'utiliser le RàPC dans le domaine de l'intelligence artificielle et l'aide à la décision, mais d'une façon indirecte. Ça sera une exploitation des expériences issues des travaux en sciences cognitives, portant sur la manière dont l'homme réutilise son expérience pour la résolution de problème.

2- Historique

L'histoire de la méthodologie du RàPC remonte la fin des années 70, avec la prise en conscience en psychologie cognitive de l'importance relative de la mémoire épisodique par rapport à la mémoire sémantique, c'est-à-dire des connaissances contextualisées, sous forme de souvenirs ou d'expériences, par rapport aux connaissances générales et abstraites, sous forme de concepts ou règles. Le paradigme du RàPC doit son évolution à deux facteurs principaux [E.Egyed-Zsigmond, 2003] : d'une part aux travaux en *sciences cognitives* sur la mémoire humaine, plus particulièrement sur la théorie de mémoire dynamique. D'autre part aux évolutions engendrées par les *limites* rencontrées par les *systèmes experts*.

Cette recherche concerne les problèmes d'acquisition des connaissances « knowledge acquisition bottleneck », de mémorisation d'expériences passées et des limites dues à la connaissance exclusivement sous forme de règles. Les bases du raisonnement à partir de cas ont été tracées par les travaux de Minsky et Schank à la fin des années 70. La théorie développée par Minsky présente la notion « frame (script, schéma) » qui correspond à une structure remémorée qui doit être adaptée pour correspondre à la réalité d'une nouvelle situation rencontrée. On a ainsi une représentation particulière des connaissances servant de support de raisonnement sur le monde réel. Dans son modèle de mémoire, Minsky présente un cadre (frame, schéma) comme un réseau de nœuds et de relations entre ces nœuds. Toutefois l'auteur doute quant à la flexibilité du

raisonnement logique et d'une représentation des connaissances ordinaires sous une forme synthétique de propositions indépendamment vraies.

R. Schank s'inspire des travaux de Minsky et formule, pour la première fois, le paradigme de raisonnement basé sur les cas. D'après Schank le processus de compréhension correspond à un processus d'explication qui s'applique d'une manière itérative. Il présente la mémoire dynamique comme un réseau dense d'expériences au degré de généralité varié connu comme « Memory Organization Packets » (MOPS). R. Schank avec son équipe a travaillé à l'Université de Yale et est considéré comme l'auteur du terme « Case-Based Reasoning ». D'autres chercheurs ont suivi ses travaux et la tendance de recherche s'est orientée vers le développement des systèmes et leurs applications dans divers domaines. La recherche dans le domaine du raisonnement à partir de cas s'est affirmée dans les années 80, d'abord aux États-Unis avec les conférences « DARPA » commencées en 1988, avant de s'imposer en Europe avec la première conférence européenne en 1993 à Kaiserslautern, puis avec la première conférence internationale à Lisbonne en 1995. Janet Kolodner a popularisé cette méthode à un large public, et a développé le premier système de RàPC nommé CYRUS qui représente l'implémentation du modèle de la mémoire dynamique de R. Schank. Ce modèle a ultérieurement servi de base pour de nombreux systèmes, comme MEDIATOR, CHEF, PERSUADER, JUDGE, JULIA, PROTOS ... etc. [Ibidem].

3- Les différents modes de raisonnement

Le RàPC fait partie d'un ensemble de processus de résolution qu'il est important de différencier. Il faut constater que ces modes de raisonnement ne sont pas cloisonnés mais se chevauchent, on trouve ainsi par exemple des raisonnements à partir de cas qui utilisent une structure d'exemples [I. Rasovska 2006].

- *Raisonnement à partir d'exemples* : les concepts y sont définis comme une classe d'exemples. La résolution d'un problème (donc d'un exemple non classifié) se résume à la recherche de la classe qui correspond le mieux à l'exemple. L'ensemble des solutions contenues dans cette classe représente la solution pour l'exemple donné ; ces solutions ne sont pas modifiées en fonction des données.
- *Raisonnement à partir de la mémoire* : les cas sont stockés sous forme de mémoire et les méthodes de recherche et d'accès lui sont propres. Le parallélisme de ces processus est la caractéristique principale de ce type de raisonnement. L'accès aux données peut être fait de manière syntaxique ou par des raisonnements plus complexes.
- *Raisonnement par analogie* : il est très proche du RàPC, mais il est caractérisé par la volonté de faire des analogies entre les différents cas. Il permet par exemple de ne pas tenir compte du domaine auquel appartient le problème. Il est donc orienté vers le problème de la représentation des cas et les moyens de faire ces analogies (corrélations et transferts).
- *Raisonnement à partir de cas* : basé sur les notions de la psychologie cognitive, ce raisonnement diffère des autres types de raisonnement de part la nature des informations stockées ; Celles-ci se doivent d'être suffisamment riches et complexes tout en étant en accord avec l'organisation interne des cas. Aussi, Les solutions proposées peuvent être modifiées et adaptées au problème donné.

4- Fonctionnement du RàPC

Le RàPC est une approche de résolution de problèmes basée sur la réutilisation par analogie d'expériences passées appelées cas. Un cas est généralement indexé pour permettre de le retrouver suivant certaines caractéristiques pertinentes et discriminantes appelées « indices » ; ces indices déterminent dans quelle situation (ou contexte) un cas peut être de nouveau réutilisé. Le RàPC se décompose habituellement en cinq phases principales [E. Egyed-Zsigmond, 2003] :

1. Phases d'élaboration de cas lors de laquelle le problème courant est formalisé en cas source.

2. Phase recherche, dont le but est de rechercher des cas ayant similarités (i.e. des indices similaires) avec le problème courant.
3. Phase d'adaptation, permettant de construire une solution au problème courant en se basant sur les cas identifiés dans la phase précédente.
4. Phase de révision de la solution qui permet de l'affiner grâce à un processus d'évaluation.
5. Phase d'apprentissage, chargée de mettre à jour les éléments du raisonnement en prenant en compte l'expérience qui vient d'être réalisée et qui pourra ainsi être utilisée pour les raisonnements futurs.

Ainsi, les expériences passées sont stockées dans des structures appelées cas. Un cas **C** est, le plus souvent, constitué de la description d'un problème **Pb(C)**, et de la solution à ce problème **Sol(C)** ; On notera **C=(Pb(C), Sol(C))**. Les cas sont stockés dans une base de cas. Les cas de la base de cas sont des cas résolus appelés cas sources, notés Source, avec **Source = (Pb(Source), Sol(Source))**. Un nouveau problème donne naissance à un cas à résoudre appelé cas cible, noté Cible, tel que **Cible=(Pb(Cible),Sol(Cible))**, avec **Sol(Cible)** inconnue. Comme illustré dans la figure suivante, le RàPC peut alors être modélisé avec une grande simplicité, inspirée du diagramme connu sous le nom de carré d'analogie.

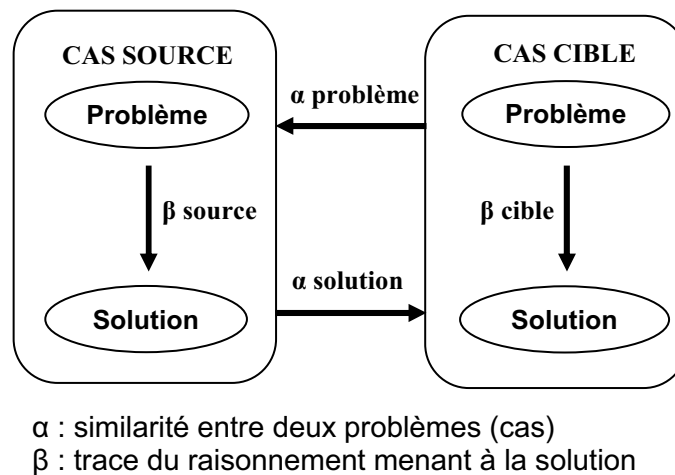


Figure 3.1 : Carré d'analogie [I. Rasovska, 2006]

La première étape contient l'élaboration du cas source, c'est-à-dire la transformation du problème à résoudre en un cas comportant une partie source et une partie cible. La seconde étape, appelée étape de remémoration consiste à chercher dans la base des cas un cas source, tel que **Pb(source)** soit similaire à **Pb(cible)**. Ceci est réalisé grâce à un appariement des descriptions de problème cible et source. La troisième étape consiste à réutiliser la solution du cas remémoré pour trouver la solution du cas cible. Comme **Pb(Cible)** et **Pb(Source)** ne sont que similaires ; la solution remémorée, **Sol(Source)**, devra être adaptée, pour résoudre Cible. Dans le cas où **Pb(Cible)** et **Pb(Source)** sont identiques alors la réalisation consiste en une simple copie de **Sol(Source)**. Les deux principales phases du RàPC sont donc la remémoration et l'adaptation. Outre les cas, contenant la connaissance épisodique, le RàPC exploite la connaissance du domaine représenté sous forme ontologique et sous forme de contraintes intrinsèques au domaine ; L'ensemble constitue la base de connaissance [E. Egyed-Zsigmond, 2003] .

5- Le cycle du raisonnement à partir de cas

5.1- Présentation générale

L'objectif du raisonnement à partir de cas est de résoudre les problèmes courants à partir d'expériences passées. Un système informatique de RàPC est un système particulier de gestion des connaissances. L'utilisation d'un tel système répond à un cycle de raisonnement, le cycle du RàPC.

Ce cycle est décomposé en 3, 4 ou 5 phases, selon les diverses références bibliographiques. On distingue les étapes de « remémoration », « adaptation » et « mémorisation ». Autres propose de considérer également une phase de « révision » entre « l'adaptation » et la « mémorisation » d'un cas. Aussi des livres complètent ce processus par une étape amont « d'élaboration » du cas cible (problème courant) [I. Rasovska 2006]. La figure suivante représente le cycle classique du RàPC en partant du problème réel qui donne lieu à un nouveau cas source, et passant par les étapes successives jusqu'à la proposition d'une solution basée sur un cas retrouvé et adapté et l'apprentissage du nouveau cas et de sa solution.

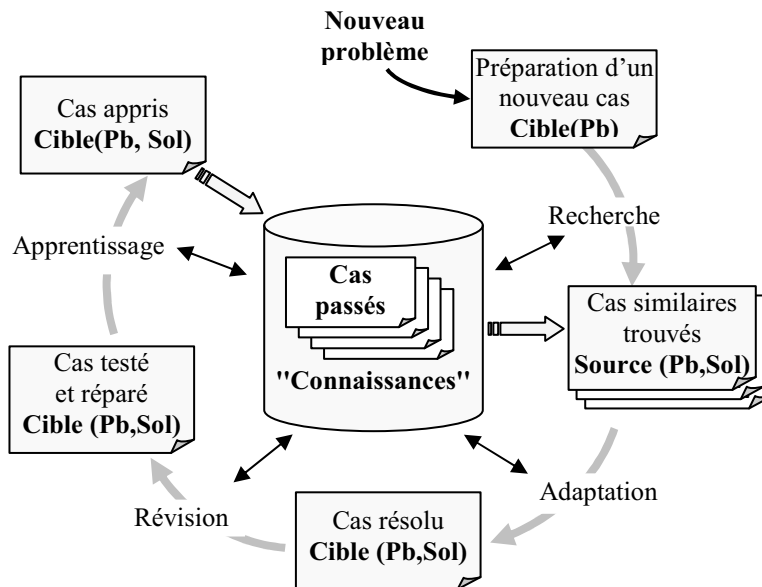


Figure 3-2 : Le cycle de raisonnement à partir de cas [H. Rakoto, 2004]

5.2- Les phases du cycle de RàPC

Dans chaque phase de raisonnement à partir de cas, le traitement des données peut être de différentes natures selon le type de données et le modèle des connaissances adoptés. Aussi, dans chaque étape du RàPC, d'autres outils (d'intelligence artificielle notamment) peuvent être utilisés pour assurer ces traitements. On présentera un résumé des méthodes utilisées en fonction du domaine d'application concernant la maintenance et de la tâche de diagnostic [I. Rasovska 2006]. Les étapes de ce cycle peuvent être présentées comme suite :

5.2.1- Phase d'élaboration

L'élaboration d'un nouveau problème (cas cible) représente l'acquisition des informations connues sur le nouveau problème. Le cas doit être représenté d'une manière similaire aux cas source. La conception du système RàPC doit inclure la structuration, la modélisation et la représentation du cas dans la base de cas. Ce processus est souvent effectué manuellement par le concepteur du système à partir des documents, bases de données et autres ressources d'information sur le domaine d'application. Aux problèmes d'élaboration de cas s'ajoutent ensuite les problèmes éventuels d'indexations des cas dans la base, de stockage de cas dans les différents modèles de mémoire (hiérarchique ou plat) ou encore de l'exploitation de cette base de cas [Ibidem]. Une première formalisation de la phase d'élaboration est définie comme « une étape qui consiste, à partir de l'entrée du système de RàPC, à construire le problème cible ». Ainsi, à l'entrée du système de RàPC on aura un pré-cible, c'est-à-dire le problème cible avant mise en forme.

La phase d'élaboration doit assurer l'acquisition des informations sur le nouveau problème ce qui représente l'élaboration de sa description et se fait régulièrement au début du cycle d'utilisation du système RàPC. L'élaboration de la description du nouveau problème dépend essentiellement du modèle de raisonnement à partir de cas utilisé. Cela peut se concrétiser par l'envoi de requêtes automatiques vers d'autres systèmes de connaissances, par exemple,

l'interrogation de l'utilisateur sur la description de la nouvelle situation ou une simple liste des caractéristiques ou symptômes de la nouvelle situation. Dans cette phase les méthodes d'acquisition des informations et des connaissances sont ainsi employées [Ibidem].

Lors de la représentation des cas, un cas est considéré comme une connaissance contextualisée qui représente une expérience. Les connaissances sont stockées sous forme de cas dans une base de cas qui peut donc être considérée comme une base de connaissances. Les cas dans la base de cas sont créés par la représentation et la modélisation approfondie des connaissances du domaine. La définition d'un cas dans la base de cas est basée sur les trois étapes suivantes : (1) La synthèse : trouver une structure permettant de satisfaire des spécifications ; (2) L'analyse : trouver le comportement résultant d'une structure particulière ; et enfin (3) l'évaluation : vérifier que le comportement est conforme à ce qui est attendu.

Un cas est généralement défini par une paire : [P, Sol(P)] le problème et la solution associée. Un cas peut comprendre : la description du problème qui décrit les conditions dans lesquelles le cas apparaît, la solution du problème qui indique la solution dérivée de problème présent, et la conclusion qui représente l'évaluation de la solution, des conséquences ou des commentaires ou encore l'explication qui relie la description et la solution.

Dans le cas de diagnostic, un cas décrit une situation diagnostiquée caractérisée par les symptômes observés et les valeurs mesurées. L'objectif est de trouver la cause de la défaillance (panne) et la stratégie de réparation. Le cas est la description informatique d'un épisode de résolution de problème. Souvent les problèmes en RàPC sont représentés sous la forme d'un ensemble de descripteurs. Un descripteur est une expression du formalisme de représentation. Cette représentation peut être dans le cas de diagnostic :

- Sous forme de texte (description textuelle d'une défaillance puis de sa réparation).
- De type « attribut-valeur » où les attributs sont de différentes formes (numérique, symbolique, etc.). Les cas sont souvent représentés par les vecteurs (listes) des couples attribut-valeur qui peuvent être structurés (avec une structure hiérarchique) ou plats.
- Sous forme d'objets stockés dans la mémoire hiérarchique.
- Sous forme d'arbres de décision (utilisées pour la classification).

Dans d'autres cas et pour les tâches spéciales sous forme de contraintes, règles, graphes et plans.

5.2.2- Phase remémoration

La remémoration des cas (sources) les plus similaires, signifie la recherche (matching) des correspondances entre descripteurs des cas de la base et du cas à résoudre. Différentes techniques peuvent être utilisées : calcul d'un degré d'appariement des descripteurs (similarité entre deux cas), pondération éventuelle des descripteurs d'un cas, ... etc. La remémoration dépend essentiellement de la représentation de cas, de leur indexation et de leur organisation de la base de cas. Cette phase prend appui sur le calcul de similarité entre les cas de la base de cas appelés sources et le cas à résoudre appelé cible [Ibidem].

L'indexation de la base des cas

Pour organiser les cas dans la base de cas et afin de faciliter la remémoration des cas similaires on est amené à les indexer. Les méthodes d'indexation peuvent être manuelles ou automatisées. Le choix manuel des indices de cas suppose que l'objectif d'utilisation des cas, et surtout des circonstances dans lesquelles les cas seront utiles, soit déterminé précisément. Néanmoins les méthodes d'indexation sont de plus en plus automatisées ; On peut citer trois de ces méthodes [Ibidem] :

Les méthodes d'indexation basées sur la similarité : produisent l'ensemble des indices d'un cas abstrait issu des caractéristiques communes des cas ressemblants.

L'indexation basée sur l'explication : détermine les caractéristiques appropriées pour chaque cas. Cette méthode analyse les cas afin de trouver les attributs prédictifs pouvant être utilisés comme des indexes.

Les méthodes basées sur l'apprentissage inductif : qui choisissent les attributs pouvant jouer le rôle des indexes par des algorithmes spécifiques.

Les cas sources (des cas déjà résolus dans le passé) sont stockés dans une base appelée base de cas. Les cas sont mémorisés et organisés en fonction de critères bien déterminés permettant de les retrouver efficacement. De plus, l'étape d'acquisition d'un nouveau cas permet de faire évoluer la connaissance. En fonction de la représentation du cas on distingue deux organisations principales de la base de cas [Ibidem] :

La mémoire plate : où les cas sont organisés de manière linéaire. Cette organisation est la plus simple et les cas sont stockés dans une liste séquentielle.

La mémoire hiérarchique : où les cas sont structurés et organisés suivant une hiérarchie donnée.

L'organisation de la mémoire est très importante car le type d'organisation influencera les étapes du RàPC et notamment les étapes de recherche et d'apprentissage qui exploitent directement la mémoire. Un équilibre doit être trouvé entre les méthodes de stockage de cas qui préservent la richesse sémantique des cas et de leurs indexes et les méthodes qui simplifient l'accès et la récupération des cas appropriés.

Les mesures de similarité

La recherche des cas similaires au problème à résoudre est basée sur le concept des mesures de similarité. Ces mesures recherchent des correspondances entre descripteurs de ces cas qui sont ensuite retrouvés à l'aide d'un algorithme de recherche. L'objectif de ces mesures de similarité est de retrouver le cas de la base de cas similaire au problème actuel au sens qu'il est facilement adaptable à ce nouveau problème. Ainsi le degré de similarité est la fonction d'utilité/adaptabilité de la solution. Il existe de nombreuses mesures qui dépendent de la représentation de cas. On distingue les mesures de similitude qui rendent le degré de similarité entre deux cas ; et de dissimilarités qui rendent le degré de différence entre deux cas.

Les mesures de similarité peuvent être locales et établies au niveau des caractéristiques de cas, et généralement basées sur la notion de la distance, et dépendent du type de descripteur (numérique, symbolique, taxonomique) ; ou globales si ces mesures sont établies au niveau du cas par une agrégation de similarités locales. Le système calcule la similarité globale entre le cas cible et les différents cas sources de la base de cas. Aucune mesure de similarité n'est parfaitement appropriée à tous les domaines, plus de détails sur les mesures de similarités sont fournis dans le chapitre 4 : « le Datamining ».

Algorithmes de recherche des cas similaires

Plusieurs algorithmes ont été mis en place pour rechercher des cas appropriés. Citons par exemple [Ibidem] :

- ☞ *Les K plus proches voisins (KPPV)* : c'est une méthode dédiée à la classification qui peut être étendue à des tâches d'estimation. C'est la méthode la plus habituellement utilisée, sans étape d'apprentissage consistant en la construction d'un modèle à partir d'un échantillon d'apprentissage. Cette approche implique l'évaluation de la similarité entre un cas cible (nouveau problème) et un cas source de la base de cas. K est le nombre de cas sources voisins considérés d'être proches (autour) du cas cible.
- ☞ *Les approches inductives* : déterminent les caractéristiques pertinentes dans la discrimination des cas et génèrent une structure arborescente des décisions afin d'organiser les cas dans la mémoire. Un exemple qui combine le RàPC avec l'induction est l'approche de KD-arbres basée sur les arbres de décision et développée spécialement pour les tâches de

diagnostic et d'aide à la décision. Un autre exemple concerne les algorithmes d'apprentissage automatique.

- ☞ *L'induction basée sur la connaissance* : utilise la connaissance dans le processus d'induction en identifiant manuellement les caractéristiques des cas.
- ☞ *La recherche basée sur la structure* : (« template retrieval ») est similaire aux requêtes SQL où l'algorithme recherche des cas correspondant à certains paramètres.
- ☞ Les *algorithmes* appliqués à *l'historique des séquences*.
- ☞ *L'algorithme de chemin de similarité*.

Pour les grandes bases contenant un volume important de cas les structures indexées sont nécessaires. Différentes méthodes d'indexation sont utilisées comme réseaux de recherche de cas similaires, ou réseaux discriminatoires utilisés dans la représentation logique, etc. D'autres algorithmes sont basés sur combinaison dynamique des différentes mesures de similarité pendant la recherche [Ibidem].

5.2.3- Adaptation

La phase d'adaptation permet de résoudre un nouveau problème par la réutilisation de la solution du cas source, dans le nouveau contexte propre au cas cible. Globalement, il y a trois types d'adaptation, à savoir l'adaptation par copie, l'adaptation manuelle et l'adaptation automatique à l'aide d'algorithme, de formules, de règles, etc. Les principaux types d'adaptation automatique sont les suivants [I. Rasovska 2006] :

- ***L'adaptation transformationnelle*** suppose qu'on a des éléments de réponses à un problème qui nécessite des modifications selon des écarts de contexte observés entre cas source et cas cible. Cette transformation se fait à l'aide d'un ensemble de règles d'adaptation :
 - ☞ *Adaptation par substitution* : contient des modifications concernant le changement des valeurs d'attributs,
 - ☞ *Adaptation structurelle* : comprend un changement de la structure de la solution ou la réorganisation des éléments de la solution : ajout ou suppression de caractéristiques par exemple,
- ***L'adaptation générative*** part du fait qu'on a toutes les connaissances pour résoudre le problème à partir de zéro. Le cas retrouvé retrace le raisonnement ayant mené à la solution. La méthode détermine les parties de la trace de solution pouvant être réutilisées dans la nouvelle situation,
- ***L'adaptation compositionnelle*** utilise l'ensemble des cas similaires pour l'adaptation.
- ***L'adaptation hiérarchique*** où les cas sont stockés à plusieurs niveaux d'abstraction.

D'autres méthodes d'adaptation existent telles que la remémoration guidée par l'adaptation, l'adaptation mémoire, l'adaptation plan ou encore l'analogie par dérivation et l'analogie par transformation.

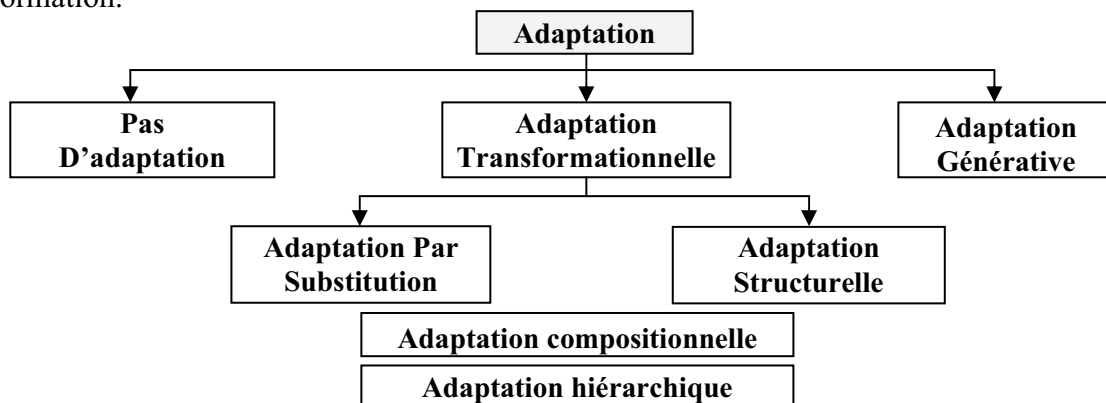


Figure 3-3 : Types de l'adaptation dans les systèmes de RàPC [I. Rasovska 2006]

5.2.4- Révision

La révision de la solution proposée : signifie l'évaluation de la solution dans le monde réel (bilan d'un cas), la vérification par introspection de la base de cas en considérant la qualité des cas.

Dans la phase de révision on peut employer différentes actions [Ibidem] :

- Essayer la solution dans le monde réel.
- Faire une rétrospection dans la base de cas en utilisant cette fois ci l'ensemble des descripteurs « problème + solution » pour vérifier que les cas similaires ont donné entière satisfaction.
- Utiliser une autre méthode d'évaluation de la solution (simulateur, système expert classique, etc.).

La révision consiste à continuer éventuellement l'élaboration de la solution cible si besoin : Cette phase s'avère cruciale pour l'apprentissage du système et son évolution. Dans tous les cas, en cas de divergence entre ce qui a été construit comme solution et ce qu'il aurait fallu faire, il est important de corriger de façon à ce que le cas soit un cas avec une solution correcte, aussi de tracer l'écart et l'expliquer sous forme d'exception (ce qui revient à particulariser une forme d'adaptation à une zone plus petite pour la classe de solutions). Ce cas avec les explications de révision devient une source d'apprentissage importante pour faire évoluer les connaissances mobilisées par le raisonnement. Il n'existe pas encore de méthode standardisée pour rendre compte de la tâche de révision dans le RàPC [Ibidem].

5.2.5- Mémorisation

La mémorisation d'un nouveau cas : représente l'ajout éventuel du cas cible dans la base de cas. Dans cette phase on peut également synthétiser et apprendre des nouvelles connaissances. La phase de mémorisation d'un nouveau cas ajoute le nouveau cas appris dans la base de cas et synthétise des nouvelles connaissances afin d'optimiser la base de cas. La mémorisation du nouveau cas résolu est l'occasion d'enrichir la base de connaissances [Ibidem] :

- Un cas supplémentaire résolu augmente l'expérience du système.
- En cas de révision, la connaissance générale peut être modifiée et en particulier les connaissances duales liées aux tâches « retrouver » et « adapter ».
- La mesure de similarité peut être affinée pour éviter de sélectionner une classe de solution erronée.
- Les connaissances d'influences peuvent être affinées pour piloter l'adaptation. Ces connaissances d'influence sont duales des connaissances de similarité, elles sont directement liées aux poids utilisés pour pondérer la mesure globale de similarité.
- Les nouvelles dépendances peuvent être découvertes, etc.

Il peut être utile de garder la trace de l'ensemble du cycle avec le détail des corrections faites. Même si on n'a pas encore pu mettre à jour les connaissances du système, cette trace pourra être utilisée pour considérer ce cas comme un modèle pour « corriger » en s'inspirant de cette correction une nouvelle adaptation qui se ferait avec le même type de similarité (on découvrirait ce cas résolu et corrigé au moment de la révision).

Ces différentes tâches de la phase de mémorisation peuvent être résumées sous une tâche générale nommée : *maintenance de la base de cas*. La maintenance de la base de cas est définie comme étant le processus d'affinement de la base de cas d'un système de RàPC. Elle met en œuvre des politiques pour réviser l'organisation ou le contenu de la base de cas afin de faciliter le raisonnement futur pour un ensemble particulier d'objectifs de performance. Deux critères peuvent être employés pour la caractérisation et l'évaluation de la maintenance de base de cas [Ibidem] :

- La performance du système mesurée par le temps nécessaire pour proposer une solution.
- La compétence mesurée par le nombre de problèmes différents résolus correctement par le système.

La plupart des approches proposées pour la maintenance de la base de cas s'orientent vers l'optimisation du contenu de la base de cas ce qui permet à la fois de réduire la taille de la base donc la performance du système et de préserver la compétence de ce système. Cette réduction peut s'effectuer par des suppressions de cas en catégorisant les cas dans la base de cas selon leurs compétences ou en considérant la performance du système ainsi que par des ajouts de cas, en construisant une nouvelle base de cas réduite. D'autres méthodes portent uniquement sur la stratégie des mesures de performance et sont généralement basées sur le coût d'adaptation (dans la phase de réutilisation). Une autre stratégie consiste à partitionner la base de cas en groupes de petites bases où la recherche de cas est moins coûteuse. On a introduit les principes et définitions de base afin de présenter l'étude comparative des différents systèmes de RàPC appliqués dans le domaine du diagnostic technique.

6- Avantages et inconvénients du RàPC

Plusieurs raisons justifient l'utilité du RàPC comme outil de résolution de problèmes, par exemple [G. Cortes Robles, 2006]:

- Les experts dans un domaine comparent quotidiennement un problème nouveau avec des expériences passées.
- Un expert adapte des cas passés pour la résolution d'un problème nouveau.
- Des cas sont disponibles en sources bibliographiques et dans la mémoire des experts, alors ceux-ci peuvent être enregistrés quand une nouvelle solution est générée.
- Il est possible dans un domaine donné, d'assigner un résultat à un cas, de l'expliquer, puis de le classer comme un succès ou un échec.
- Un cas peut être généralisé jusqu'à un certain point, afin d'extraire quelques caractéristiques qui facilitent son identification et sa spécificité.
- La comparaison entre deux cas peut se faire facilement.
- Les cas maintiennent leur pertinence sur des intervalles de temps relativement longs.

L'approche RàPC offre de nombreux avantages, c'est une démarche plus simple à comprendre et à mettre en œuvre que celles qui sont basées sur un modèle du domaine comme les bases de règles et les ontologies, puisqu'elle permet d'éviter les difficultés d'acquisition de connaissance (knowledge bottleneck) qui rendent difficile la conception de bases de connaissances de tailles importantes. La modélisation du savoir-faire des experts, en se basant sur une représentation des cas passés par des enregistrements et leurs descripteurs par des champs, sera plus facile par rapport à la complexité des ontologies et des représentations logiques. Le RàPC est particulièrement bien adapté aux applications dont la tâche est accomplie par des humains expérimentés dans leur domaine et dont les expériences sont disponibles dans une base de données, dans des documents ou chez un expert humain. Aussi, le RàPC représente une bonne solution pour les domaines n'exigeant pas de solutions optimales, ou dont les principes sont mal formalisés ou peu éprouvés [I. Rasovska 2006].

Donc, le RàPC diffère des autres approches de l'IA qui visent la représentation des connaissances générales utilisées dans un domaine sous forme d'un système expert, le RàPC vise à utiliser la connaissance spécifique et pragmatique des problèmes précédemment expérimentés, d'une façon progressive avec le temps, et l'apprentissage sera ainsi incrémental et basé sur les expériences vécues. Donc, ça sera facile de trouver et de comprendre les causes du choix de la méthodologie RàPC [G. Cortes Robles, 2006].

Mais, par contre, le RàPC ne trouve pas nécessairement la solution concrète à un problème ; et parfois, juste générer un ensemble de solutions possibles [B. Devèze et Al, 2004]. Aussi, vu la nécessité d'une intervention et une mobilisation en continu des experts, lors de la capitalisation progressive des connaissances, l'individualisme constitue un frein redoutable ; Les experts hésitent de partager leurs connaissances acquises après des années de travail, par méfiance d'une

restructuration ou compression dans l'entreprise, ou ils estiment leurs savoir-faire comme leur plus grande assurance [R. Dieng-Kuntz et Al, 2001].

L'avantage, qu'on juge très intéressant dans ce mémoire, est que le RàPC est une méthodologie et pas une technologie de résolution de problèmes. La majorité des définitions du RàPC se basent sur la présentation du « Quoi » et pas le « Comment », et visent surtout l'explication des étapes du cycle de RàPC, ce qui est plus proche de la description d'une méthodologie et non pas une technologie particulière. L'application de cette méthodologie peut appeler à l'utilisation de différentes technologies comme celles qui sont empruntées du Datamining (le voisin le plus proche, l'induction indexée de l'apprentissage automatique, la logique floue...). Ainsi, présenter le RàPC comme une méthodologie est important pour son développement. Si le RàPC est considéré comme une technologie, il pourrait sembler que les recherches dans ce domaine sont en grande partie achevées, mais s'il est considéré comme une méthodologie, les chercheurs auront toujours le défi d'introduire dans son cycle de diverses technologies [I. Watson, 1999].

7- Le cycle du RàPC et les supports de connaissances

Les différentes phases du cycle de RàPC doivent être en parfaite symbiose. Elles sont interdépendantes et le choix de la méthode d'une phase agit sur le choix des méthodes des autres phases. La conception du système de RàPC se place au centre du processus ce qui influence directement le choix des mesures de similarité, la technologie d'adaptation ainsi que la maintenance de la base de cas [I. Rasovska 2006]. Ainsi, Le système RàPC gère une mémoire constituée des différents cas (cas passés) et utilisée pour aider à résoudre un nouveau problème (nouveau cas). Il commence par rechercher dans cette mémoire les cas les plus similaires au problème courant (Recherche). Puis, le système favorise l'adaptation du cas identifié à la nouvelle situation, de manière à déduire une solution pour le problème (Adaptation). Si la solution produite contient des erreurs, le cas est réparé (Révision). Enfin, la nouvelle expérience (nouveau cas) est intégrée dans la mémoire de cas et pourra être utilisée dans des raisonnements futurs (Apprentissage) [H. RAKOTO, 2004]. On remarque que RàPC contient une partie parallèle d'apprentissage. Lorsqu'il s'agit du raisonnement guidé par les connaissances, ces dernières sont décrites au sein d'un modèle formel, dans un langage de représentation des connaissances [I. Rasovska 2006].

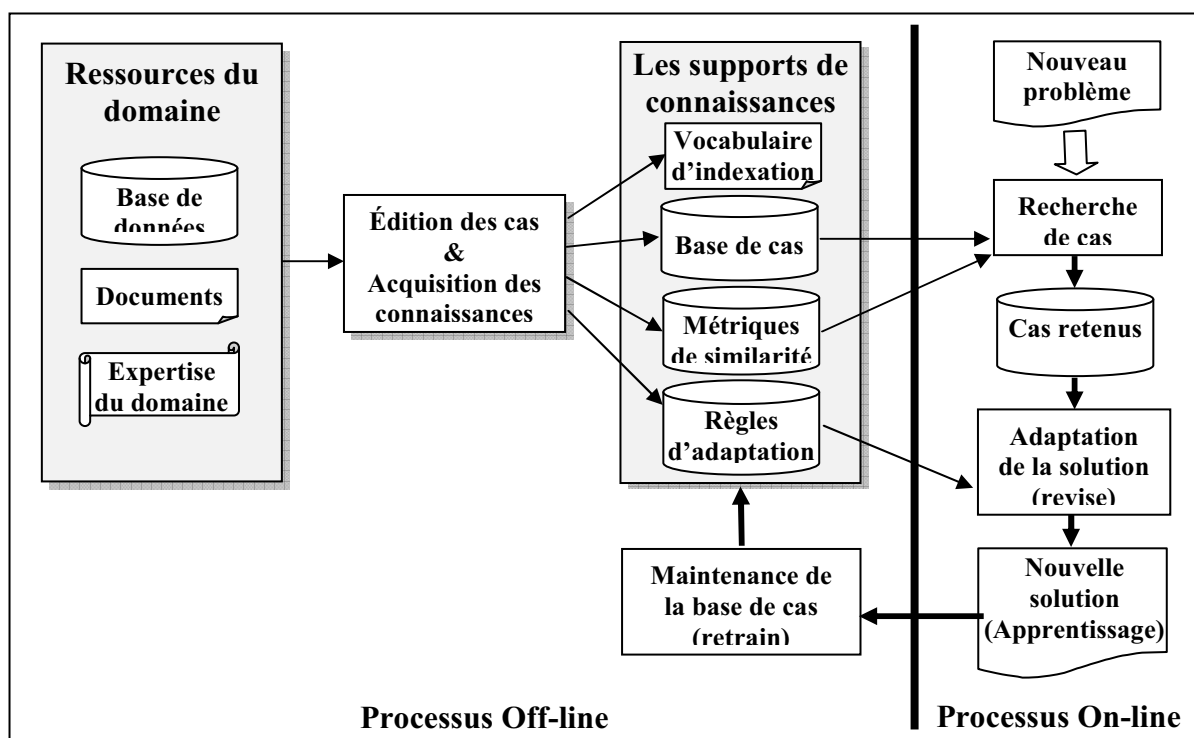


Figure 3.4 : Modèle générique d'un système RàPC guidé par les connaissances [B. Devèze et Al, 2004]

Les supports connaissances utilisées par un système RàPC sont [B. Devèze et Al, 2004] :

- Vocabulaire d'indexation : un ensemble d'attributs ou de traits (features) qui caractérisent la description de problèmes et de solutions du domaine. Ces attributs sont utilisés pour construire la base de cas et jouent un rôle important lors de la phase de recherche.
- Base de cas : l'ensemble des expériences structurées qui seront exploitées par les phases de recherche, d'adaptation et de maintenance.
- Mesures de similarité : des fonctions pour évaluer la similarité entre deux ou plusieurs cas. Ces mesures sont définies en fonction des traits et sont utilisées pour la recherche dans la base de cas.
- Connaissances d'adaptation : des heuristiques du domaine, habituellement sous forme de règles, permettant de modifier les solutions et d'évaluer leur applicabilité à de nouvelles situations.

Les étapes principales du processus de RàPC sont : la recherche (Retrieval), l'adaptation (Reuse), la maintenance (Retain) et la construction (Authoring) et comme structures de connaissances le vocabulaire d'indexation, la base de cas, les métriques de similarité et les connaissances d'adaptation. Le schéma précédent donne une vue générale du processus du RàPC et les ressources de connaissances nécessaires. Il existe différents types de RàPC et malgré des tentatives d'unification des modèles, les méthodes restent variées et propres aux différents domaines traités. Toutefois un RàPC doit suivre un certain nombre d'étapes incontournables et éviter certaines difficultés. Les étapes incontournables sont [B. Devèze et Al, 2004] :

- Identifier le problème courant
- Trouver le cas passé le plus similaire au problème courant
- Utiliser ce cas pour suggérer une solution nouvelle
- Évaluer cette solution
- Mettre à jour le système avec ce nouveau cas

Les grandes difficultés qui se posent sont donc les suivantes :

- Représentation de la connaissance
- Récupération de cas similaires
- Réutilisation de ces cas
- Modification de la solution (adaptation)
- Stockage des informations relatives au problème

La méthodologie du RàPC est un domaine où un travail reste à accomplir, dans chacune de ces étapes. Il suffit qu'une de ces étapes soit mal traitée pour que le système complet soit inefficace. Et il faut parfois adapter le système complet au domaine où il est utilisé. Le schéma suivant illustre ces étapes :

Résolution des problèmes et apprentissage par l'expérience

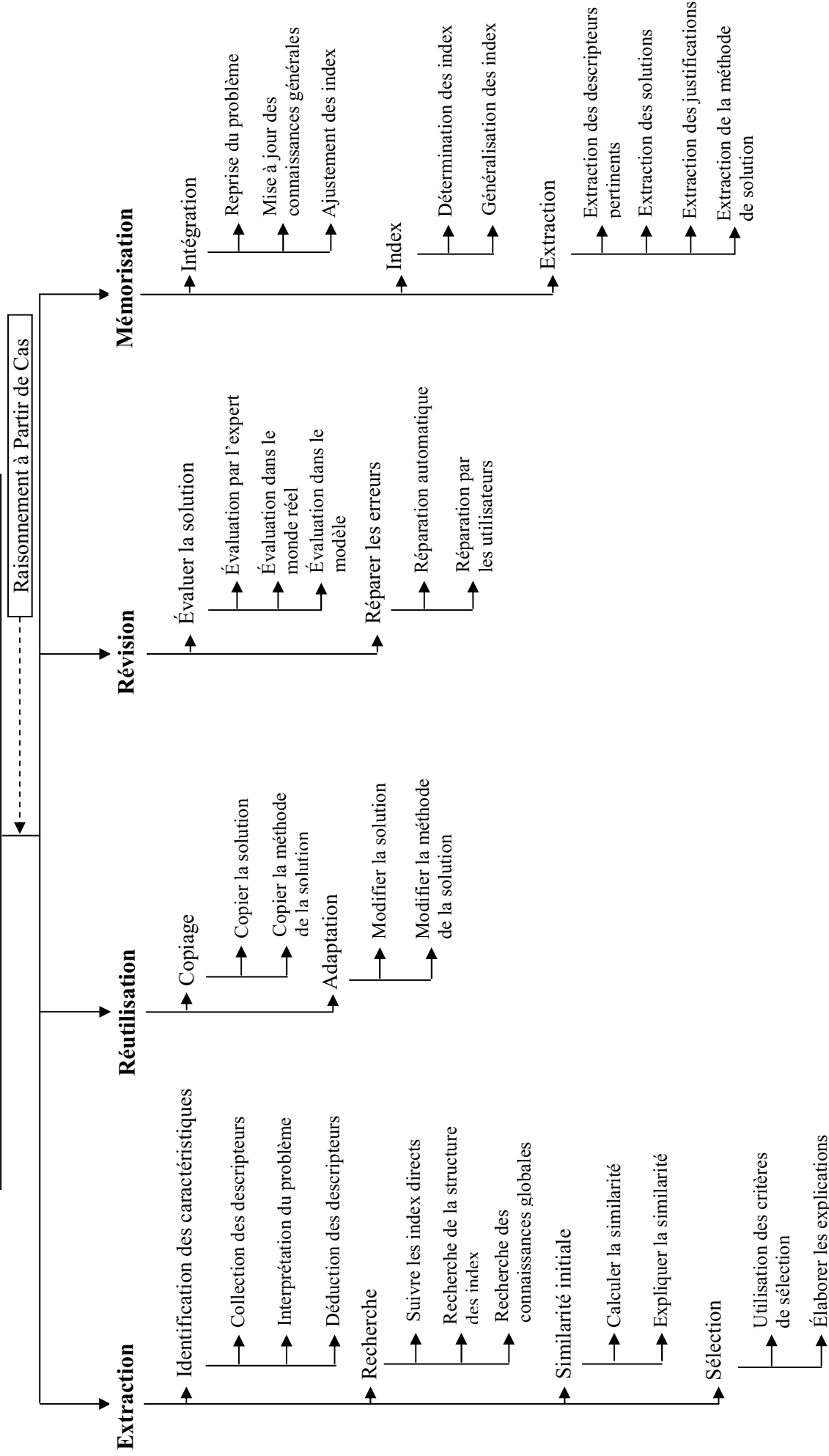


Figure 3.5 : La décomposition méthode-tâche du RàPC [I. Rasovska 2006]

8- Quelques réflexes sur le RàPC

8.1- Le RàPC est une méthodologie et pas une technologie

L'Intelligence artificielle (AI) est souvent décrite en termes des différentes technologies développées au cours des trois ou quatre dernières décennies. Les technologies comme la programmation logique, raisonnement à partir des règles, réseaux de neurones, algorithmes génétiques, logique floue, programmation à base de contraintes et d'autres. Ces technologies sont caractérisées par des langages ou environnements de programmation spécifiques (Prolog ...). Chaque technologie a aussi les moyens et méthodes de résolution des problèmes, qui assure une prise en charge optimale des caractéristiques du problème à résoudre [I. Watson, 1999].

Le RàPC est couramment décrit comme une autre technologie de l'IA, mais les différentes applications possibles du RàPC indiquent que c'est surtout une méthodologie pour la résolution de problèmes, et la prescription du RàPC comme une technologie particulière de l'IA sera une erreur. La majorité des définitions du RàPC se basent sur la présentation du « Quoi » et pas du « Comment », et visent surtout la présentation des étapes du cycle de RàPC, ce qui est plus proche de la description d'une méthodologie de résolution des problèmes et non pas une technologie particulière. La description d'une méthodologie en tant que « ensemble organisé de principes qui guident l'action en essayant de gérer (au sens large) les situations problématiques du monde réel ». Il est devenu clair que le RàPC est une méthode générique pour la construction des systèmes de bases des connaissances, plutôt qu'une technique isolée capable de résoudre seulement des tâches très spécifiques. Donc, désormais le RàPC est une méthodologie de résolution des problèmes et non pas une technologie, l'application de cette méthodologie peut appeler à l'utilisation de différentes technologies comme : le voisin le plus proche qui découle de la recherche opérationnelle, l'induction indexée de l'apprentissage automatique, la logique floue, les bases de connaissances. Par exemple, un système hypothétique peut utiliser le plus proche voisin pour indexer et récupérer les cas, les réseaux neuronaux et logique floue pour évaluer la similitude, les règles et les contraintes de satisfaction pour adapter les cas ...etc. ; formant un système d'IA hybride ...etc.

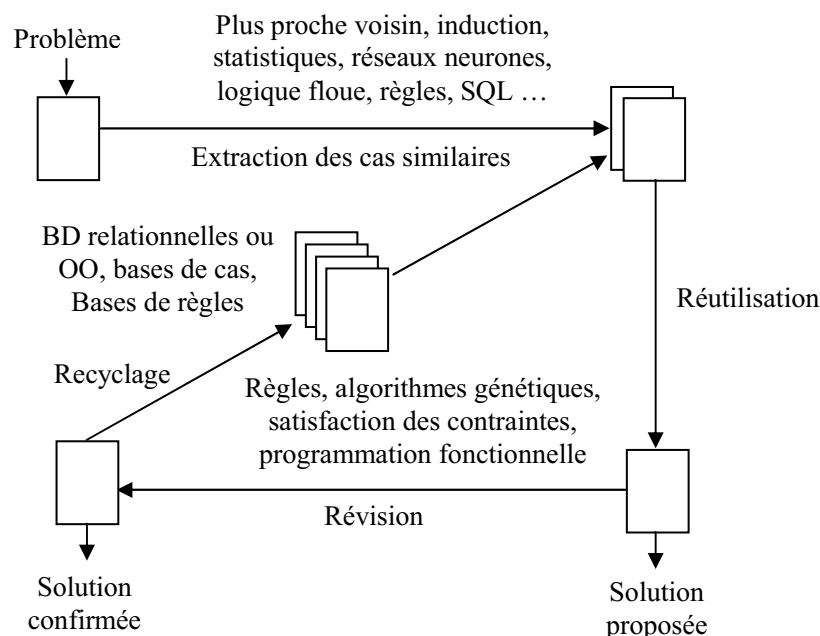


Figure 3.6 : Les technologies de l'IA utilisées dans le cycle du RàPC

Présenter le RàPC comme une méthodologie, et pas une technologie, est important pour son développement. Si le RàPC est considéré comme une technologie, il pourrait sembler que les recherches dans ce domaine sont en grandes parties achevées ; puisque par exemple, le plus proche voisin et l'inductive sont des techniques fiables et mûrées. Mais si le RàPC est considéré comme une méthode, les chercheurs ont le défi de l'application de n'importe quel nombre de technologies.

Ainsi, nous pouvons redessiner le cycle du RàPC et indiquer l'utilisation de technologies différentes, mais cela est loin d'être un schéma complet, et ça sera toujours possible d'ajouter d'autres technologies dans le cycle. En outre, l'IA va sûrement développer des nouvelles technologies dans l'avenir, par conséquent le RàPC comme une méthodologie aura un avenir assuré [I. Watson, 1999].

8.2- La représentation des connaissances et la représentation des concepts

On peut comparer la représentation des connaissances dans un système RàPC (représenter les cas) avec la représentation des concepts. Puisque la hiérarchie des concepts est exploitée pour résoudre les problèmes, par l'intermédiaire de mécanismes de raisonnement comme la classification de concepts ou la classification d'instances. La classification de concepts consiste à placer un nouveau concept dans la hiérarchie, tandis que la classification d'instances cherche à déterminer les concepts dont un individu donné peut être instance. La classification s'appuie sur le test de subsomption qui consiste à vérifier qu'un concept donné est plus général qu'un autre concept. Les classifications de concepts et d'instance sont à la base du raisonnement par classification. Le RàPC peut se voir comme une extension naturelle du raisonnement par classification. Plus le concept est général plus il recouvre des individus et moins il recouvre de propriétés, et réciproquement [B. Fuchs et Al, 2006].

La représentation des connaissances à base de concepts, qui concerne la logique de description et de représentation des connaissances par objets, et éclairer l'inférence entre ces objets pour compléter les connaissances implicites disponibles. La hiérarchie des concepts liés par des relations de subsomption. La représentation par concept a plusieurs points communs avec la représentation orientée objet un concept à une identité (similaires aux attributs d'un objet) et un état (valeurs des attributs), et quelques fois un comportement comme les méthodes d'un objet. Les instances d'un concept sont des objets vérifiant un ensemble de conditions.

8.3- Les serveurs de connaissances et l'ingénierie des systèmes de connaissance

La notion de serveur de connaissances multidimensionnel, basé sur les principes du web sémantique par la mise en œuvre des mécanismes de représentation et de raisonnement, peuvent être vue comme un système d'information intelligent (SSI), capable de gérer une référentielle multidirectionnelle de connaissances pour une organisation ou une entreprise.

Le RàPC, dans ces SII, peut être l'outil d'aide à la décision favorisé. L'ingénierie des systèmes de gestion des connaissances est basée sur les mêmes étapes du cycle de vie d'un logiciel : commençant par l'initialisation et la modélisation en utilisant des méthodologies de mise en œuvre du modèle de domaine (KADS, Common KADS, REX, MKSM, CYGMA, KOD ...) passant par le choix d'un langage de représentation des connaissances et les outils d'implémentation du système allant vers l'évaluation par la mise en fonctionnement du système dans la pratique et l'évaluation des résultats, finissant par la maintenance du système (puisque les connaissances évoluent et le mode raisonnement aussi) pour garder la cohérence entre les connaissances anciennes et nouvelles et la diffusion et le partage des connaissances sous une forme opérationnelle pour servir comme support d'aide à la résolution des problèmes [Ibidem].

8.4- Les expériences erronées

Les systèmes de résolution des problèmes à base de cas raisonnent et apprennent des expériences passées, pour guider le futur raisonnement. Les avantages attendus de ce processus d'apprentissage dépendent de deux types de régularité :

(1) La régularité des problèmes-solutions : qui assurent que les solutions aux problèmes passés similaires sont des points de départ utiles pour résoudre des problèmes actuels.

(2) La régularité de distribution des problèmes : qui assure que la base des cas va contenir des cas similaires aux nouveaux problèmes rencontrés.

Mais, ces régularités ne sont pas toujours assurées, même si la régularité initiale est suffisante, les contraintes internes et l'environnement extérieur changent au fil du temps. Leake et Al (1999) ont essayé de définir des normes standard pour mesurer les deux types de régularité, et proposent une approche de détection des changements nécessitant la maintenance de la base de cas, basée sur l'analyse des performances au fil du temps, pour répondre aux changements de l'environnement. Ces auteurs sont parmi les premiers qui ont signalé la possibilité d'avoir des expériences erronées, en étudiant les écarts par rapport au niveau de régularité désiré. Donc, puisque les systèmes du RàPC sont utilisés à longs termes, le travail de ces auteurs fournit un point de départ pratique pour savoir comment détecter et répondre à des situations dans lesquelles la réutilisation des expériences deviendra une erreur [D-B. Leake et Al, 1999].

8.5- Le RàPC et les bases de données avancées

L'un des avantages du RàPC est la simplicité de représentation des connaissances par une base de cas structurée sous forme d'attributs de types alphabétiques, numériques, logiques ... etc. Donc les cas de cette base sont comparables à des enregistrements d'une base de données. Cela ouvre les possibilités d'utilisation des techniques d'optimisation des requêtes, comme l'indexation et la fragmentation, déjà éprouvées sur les BD relationnelles et objet, pour renforcer les performances des traitements sur les bases de cas [L. Bellatreche, 2000].

Plusieurs techniques d'indexation sont utilisées pour accélérer l'exécution des requêtes, on opte pour l'indexation sur liste des valeurs, en utilisant les attributs à faible cardinalité (à valeurs redondantes) ; puisqu'une base de cas peut contenir des attributs ayant cette caractéristique. La fragmentation (verticale sur les champs et horizontale sur les enregistrements) réduit le temps d'exécution des requêtes, en ne cherchant que dans les fragments de cas pertinents au problème à résoudre. Dans ce mémoire, on opte pour la fragmentation horizontale pour éviter la séparation des attributs d'un même cas. L'indexation peut être le point de départ pour une meilleure fragmentation horizontale.

9- Domaines d'application du RàPC

9.1- Typologie des applications

Les systèmes de raisonnement à partir de cas peuvent être appliqués dans de nombreux domaines, ainsi que sur les différents types de tâches à accomplir. Parmi les domaines les plus développés on peut citer la médecine, le commerce, les services de consultation, la maintenance, le contrôle et l'analyse financière. Selon les domaines ou les types d'applications étudiées les modèles et méthodes des systèmes de RàPC sont différents. Plusieurs auteurs ont présenté des typologies d'applications distinctes, en fonction de points de vue divers [I. Rasovska, 2006]. On peut les simplifier dans la typologie suivante :

- Les systèmes de résolution de problèmes : assurant des tâches analytiques comme le diagnostic, la planification, l'aide à la décision et la gestion des connaissances.
- Les systèmes interprétatifs : qui assurent des tâches synthétiques comme la classification, l'évaluation, l'interprétation, la prédiction et la justification.

Dans les systèmes de résolution de problèmes les solutions des nouveaux problèmes sont dérivées, en utilisant les solutions déjà connues comme des guides. Dans les systèmes interprétatifs les nouvelles situations sont évaluées dans le contexte des situations déjà connues. Ainsi, Le RàPC est une méthodologie qui implique souvent l'utilisateur dans le développement de la solution. En fonction du degré d'engagement de l'utilisateur dans la résolution des problèmes, on peut classer les quatre d'applications fréquentes du RàPC comme suite : celles qui ne nécessitent pas une

implication des utilisateurs comme la classification, d'autres les impliquent relativement comme le diagnostic, ensuite des applications qui nécessitent une interactivité importante des utilisateurs comme l'aide à la décision, et enfin celles qui nécessitent un engagement continu des utilisateurs comme la gestion des connaissances.

La classification : où la solution du problème (donc le résultat de la classification) est issue de la sélection d'une ou plusieurs classes. Toutes les informations nécessaires doivent être disponibles pour le processus de tracement. Les exemples pour ce type d'application sont l'évaluation du risque, l'analyse des données ou encore l'estimation des coûts.

Le diagnostic : considéré comme une généralisation de la classification dans le sens où les informations nécessaires (les symptômes) ne sont pas nécessairement connues et doivent être recherchées dans un processus de diagnostic. Dans ce cas la connaissance générale du domaine est souvent nécessaire pour guider ce processus. Les systèmes de diagnostic technique ou médical peuvent servir d'exemples.

L'aide à la décision : représente le troisième niveau de la hiérarchie des systèmes de résolution de problèmes. Ce système est plus général que les deux précédents, à cause de la distinction entre les symptômes et les solutions de problèmes, qui n'est pas souvent directe et visible. Dans ce cas l'objectif de la classification est défini pendant le processus de résolution de problèmes. Exemple : la recherche d'une maison à acheter, d'un voyage de dernière minute, etc.

La gestion des connaissances : est une application beaucoup plus compliquée où aucune méthode de raisonnement basique ne peut être directement appliquée. Donc, il faut intégrer différentes méthodes de raisonnement qui peuvent atteindre différents niveaux d'interactivité.

Le RàPC est une approche qui permet de fournir de l'assistance dans des cas nécessitant de la créativité et des connaissances spécifiques non prévues a priori. La mise en place des systèmes intelligents basés sur cette méthodologie nécessite néanmoins une modélisation du système qui s'inspire aussi bien du domaine des ontologies que celui des modèles de tâches et modèles d'utilisateur. Il est important de bien formaliser les cas, de trouver les bonnes méthodes et modèles pour enrichir la base de cas et finalement les fonctions de comparaison et d'adaptation sont à définir de manière adéquate. Pour les modèles de cas il faut trouver un bon compromis entre richesse d'information sur le contexte et la situation donnée et la complexité de la comparaison et de l'adaptation [E. Egyed-Zsigmond, 2003].

9.2- Notre domaine : la maintenance industrielle

On s'intéresse aux systèmes d'aide au diagnostic et à la réparation des équipements industriels. Beaucoup de travaux ont été menés dans ce domaine en appliquant des méthodes très variées. Une classification de ces méthodes en trois groupes est comme suite [I. Rasovska 2006] :

- La première classe de méthodes repose sur la connaissance d'un modèle mathématique du processus de diagnostic. Les techniques utilisées se ramènent à un problème d'estimation paramétrique ou d'état.
- La deuxième classe de méthodes repose sur la connaissance des différents modes de fonctionnement du processus permettant de caractériser le ou les éléments défaillants. Les techniques utilisées se ramènent à un problème de classification.
- La troisième classe de méthodes repose sur les techniques d'intelligence artificielle, elle implique l'utilisation des systèmes experts et de la gestion des connaissances.

Il existe plusieurs raisons désignant la méthode de raisonnement à partir de cas comme méthode bien adaptée au développement d'un système d'aide au diagnostic et à la réparation. La forme des cas présentés comme des attributs et enregistrements, exprimant des expériences déjà rencontrées et donc des cas d'exemples, facilite la compréhension de ces connaissances par les utilisateurs. Les algorithmes RàPC permettent de rechercher les cas même si le problème actuel n'est pas complètement compris ou décrit. On peut distinguer deux types de systèmes de diagnostic basés sur le RàPC [Ibidem] :

- Systèmes de type « help desk » : caractérisés comme support de décision où l'accent est mis sur ce qu'il faut faire dans une situation donnée. Les applications de ce type sont utilisées dans les domaines où il existe un nombre important d'équipements techniques utilisés par des néophytes en maintenance.
- Systèmes de type « diagnostic général et réparation » : caractérisés pour les domaines de diagnostic technique des machines complexes, ou de diagnostic médical où l'accent est mis sur la recherche des causes précises des pannes et sur l'exploitation du problème. Les applications sont souvent utilisées par les experts du domaine en quête de plus amples informations.

9.3- Modèle de conception des systèmes de RàPC dédiés au diagnostic

Il peut être composé de deux modules : un modèle d'équipement et une base de cas de dysfonctionnelle. Le modèle de l'équipement est issu d'une décomposition de l'équipement étudié qui détermine les fonctions assurées par l'équipement et la taxonomie ses composants. Le modèle d'équipement détermine le mode de fonctionnement de chaque composite ou composant, est déterminé à partir de leur analyse fonctionnelle. Chaque ensemble de composants est regroupé par classe fonctionnelle [M. Haouchine et Al, 2007].

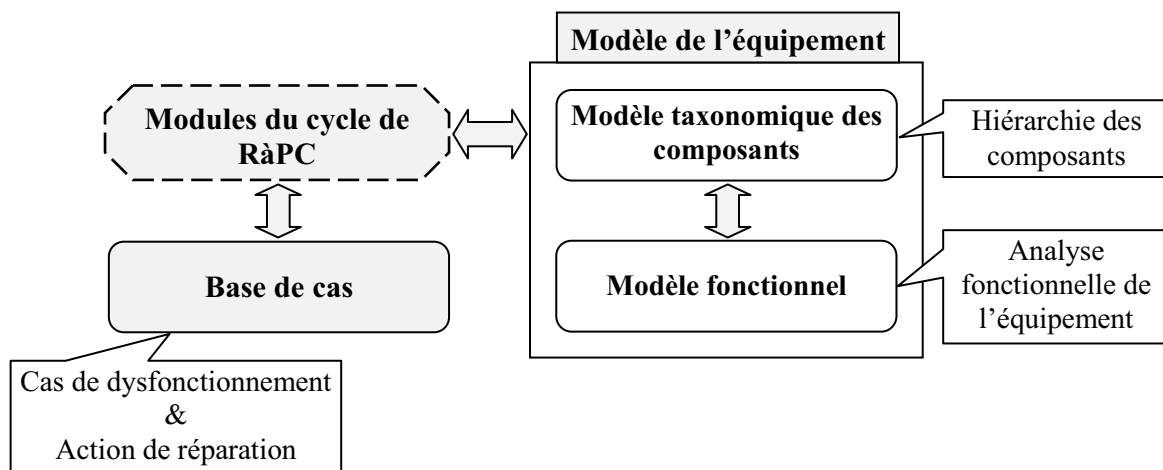


Figure 3-7 : Un système de RàPC dédié au diagnostic de pannes [Ibidem]

À partir de la démarche de conception d'un système de diagnostic défini par une base de cas et des modèles de connaissances de fonctionnement générales, on peut élaborer un prototype d'expériences, puis l'évolution de ce système de diagnostic est étudiée lorsque de nouveaux dysfonctionnements apparaissent sur l'équipement. Cette évolution aura des répercussions aussi bien sur la base de cas que sur les modèles fonctionnels du système. Il faut que l'algorithme d'insertion d'un nouveau cas dysfonctionnel dans la base de cas ne remis pas en cause la qualité de la base [M. Haouchine et Al, 2007].

En vue de l'évolution du système de RàPC, par le sauvegarder les nouveaux cas résolus qui permettront d'améliorer le raisonnement par la suite, on est amené à gérer l'évolution de la base de cas et les modèles de connaissances sous-jacentes. Le RàPC évolue en effectuant un apprentissage incrémental de cas durant son utilisation. Ceci permet aux nouveaux problèmes résolus, jugés nécessaires pour le raisonnement, de contribuer à la résolution des futurs problèmes. Cette phase d'apprentissage permet d'une part d'introduire une dimension d'adaptabilité et d'évolution dans le cycle du raisonnement, et d'autre part de rendre possible un aspect coopératif entre plusieurs modules de raisonnement automatique, et l'utilisateur du système. L'évolution du système de RàPC se fait à savoir les deux modèles de représentation des connaissances (modèle de l'équipement, modèle taxonomique) et la base de cas résolus.

Conclusion

Le RàPC a apporté un courant d'air frais, et un certain degré d'optimisme dans le secteur de l'intelligence artificielle en général et des systèmes à base de connaissances en particulier. Cette méthode est largement utilisée, vu son efficacité d'acquisition de nouvelles connaissances, et son enrichissement continu de la base des cas par un apprentissage progressive. Poussé par l'intérêt de capitaliser le savoir-faire des entreprises, le renforcement du RàPC par les techniques du Datamining et des bases de données améliorera la fiabilité des systèmes de gestion des connaissances.

Le chapitre suivant concernera la présentation des techniques du Datamining et des bases de données avancées, en se pointant sur celles qui sont utilisables dans le cycle RàPC de notre approche ; Suivie d'une étude bibliographique présentant un état de l'art sur les travaux d'intégration des solutions du Datamining, et des méthodes d'optimisation des interrogations utilisées dans les VLDB, dans les différentes étapes du cycle RàPC.

CHAPITRE 4

LE DATAMINING & LE RàPC

Résumé :

Ce chapitre donnera un aperçu sur les techniques du Datamining et des VLDB, et la possibilité de leur intégration dans le processus du raisonnement à partir de cas. Le Datamining, comme un processus itératif et non-trivial de découverte d'informations implicites, propose plusieurs solutions techniques utilisables dans processus du RàPC. Les techniques des VLDB sont fortement utiles surtout dans la phase d'élaboration de la base des cas, et de préparation des données d'un nouveau cas.

On essayera dans ce chapitre de présenter une vision générale sur les divers algorithmes de Datamining, d'étudier leurs avantages et inconvénients, ainsi que leurs domaines d'utilisation possibles. On proposera quelques réflexes sur les utilisations possibles de ces techniques dans les différentes étapes du cycle RàPC. Une annexe renforcera la présentation de ces algorithmes.

Introduction

L'intégration du datamining est le raisonnement à partir de cas dans l'aide à la décision peut faciliter l'exploitation de la base de connaissances existantes pour assister les nouvelles décisions et la création de nouvelles connaissances. Plusieurs techniques du Datamining sont utilisées dans le cycle de la gestion des connaissances, des techniques de segmentation et de classification, aux outils de visualisation multicritères et les interfaces de traitement en ligne passant par les méthodologies d'extraction des connaissances et de la maintenance des connaissances existantes.

Les techniques du datamining sont plus complexes que les statistiques descriptives, elles s'appuient sur des algorithmes sophistiqués (l'analyse relationnelle, les algorithmes génétiques), des outils d'intelligence artificielle (réseaux neurones), la théorie de l'information (arbre de décision), et, tout de même, beaucoup de statistiques et d'analyse des données « traditionnelles » : l'analyse factorielle, classification hiérarchique, l'analyse discriminante ... etc. [S. Tufféry, 2002]. Plusieurs méthodes existent pour mettre en œuvre la fouille de données. Le choix de l'une d'entre elles est une première difficulté pour l'utilisateur ou le concepteur. Aucune méthode n'est meilleure qu'une autre dans l'absolu. Néanmoins, l'environnement, les contraintes, les objectifs et bien sûr les propriétés des méthodes doivent guider l'utilisateur dans son choix. L'objectif de ce chapitre est de présenter les éléments essentiels du Datamining, ses différentes utilisations, ainsi que les méthodes existantes.

1- Le Datamining

Le Datamining est l'extraction des informations utiles, et la découverte des connaissances et des modèles cachés dans des bases de données hétérogènes. C'est un processus itératif et non-trivial de découverte d'informations implicites, précédemment inconnues et potentiellement utiles. Le Datamining s'adresse à la phase d'extraction et découverte de connaissances à partir de données, en utilisant le savoir-faire de plusieurs domaines : l'intelligence artificielle, l'apprentissage, la reconnaissance de modèles, l'acquisition de connaissances pour les systèmes experts, la visualisation des données ...etc [M-H. Haddad, 2002].

Le datamining est le processus de découverte de nouvelles corrélations significatives, des caractéristiques et des tendances par la fouille dans de grandes quantités des données, en utilisant les technologies multidisciplinaires comme : la reconnaissance des formes, statistiques et mathématiques, machine learning, la visualisation et l'extraction de connaissances à partir de grandes bases de données. Le Datamining est prévu pour être « l'un des développements les plus révolutionnaires de la prochaine décennie » ; En fait, il est choisi comme l'un des 10 technologies émergentes qui vont changer le monde [D-T. Larose, 2005].

2- Les principes du Datamining

2.1- Les tâches du Datamining

Il existe plusieurs modèles de la fouille de données, mais aucun modèle n'est meilleur pour tous les domaines application. Il faudra faire des compromis selon les besoins dégagés et les caractéristiques connus des outils. Pour une utilisation optimale, une combinaison de méthodes est recommandée. Les objets sont représentés par des enregistrements (ou descriptions) qui sont constitués d'un ensemble de champs (attributs, descripteurs) prenant leurs valeurs dans un domaine. On peut mettre en évidence différentes problématiques. Les termes employés pouvant varier d'une discipline à l'autre, parfois même dans une même discipline selon le domaine d'application [R. Gilleron et Al, 2000] :

2.2- Les données

Ce sont les valeurs des champs des enregistrements, les données possèdent un type qu'il est important de préciser. La plupart des méthodes sont sensibles aux données manipulées. Par exemple, certaines méthodes sont mises en défaut par les données continues alors que d'autres peuvent être sensibles à la présence de données discrètes [R. Gilleron et Al, 2000].

Les données discrètes : binaires ou logiques (0 ou 1, oui ou non ; vrai ou faux), énumératives (données discrètes avec ou sans ordre défini a priori),

Données continues : entières ou réelles, le domaine des valeurs possibles (modalité) peut être très grand.

Dates : ont le problème de formats différents, on peut les transformer en données continues ou en données énumératives ordonnées (transformer une date de naissance en âge entier).

Les données textuelles : peuvent, pour certaines applications, être résumées comme un n-uplet constitué du nombre d'occurrences dans le texte de mots clés d'un dictionnaire prédéfini.

2.3- Les modèles

Il existe plusieurs modèles de la fouille de données, mais aucun modèle n'est meilleur pour tous les domaines application. Il faudra faire des compromis selon les besoins dégagés et les caractéristiques connus des outils. Pour une utilisation optimale, une combinaison de méthodes est recommandée. On peut présenter les modèles de datamining en trois catégories [R. Gilleron et Al, 2000] :

Classification, régression, prédiction : consiste à examiner les caractéristiques d'un objet pour lui attribuer une classe, ou estimer une valeur manquante d'un champ ou prédire sa valeur future, selon un ensemble de descriptions. Ce sont des outils très utilisés ; leurs algorithmes reposent sur des arbres de décision, des réseaux neurones, la règle de Bayes, les k plus proches voisins ...etc.

Association, sequencing : consiste à déterminer les valeurs qui sont associées. L'exemple type est l'analyse du panier de la ménagère pour la détermination des articles qui se retrouvent ensemble sur un même ticket de supermarché, dans le but d'identifier des opportunités de vente croisée et concevoir des groupements attractifs de produit. Le sequencing est le terme anglais utilisé pour préciser que l'association se fera dans le temps. Par exemple, si j'achète un couffin aujourd'hui, j'ai trois fois plus de chance dans trois mois d'acheter un lit bébé (sequencing) ; ou encore, si j'achète des pâtes et de la purée de tomates, j'ai deux fois plus de chance d'acheter aussi du parmesan (association).

Segmentation : la problématique est de trouver des groupes (clusters) homogènes dans une population. Cette tâche est souvent effectuée avant la classification et l'estimation, pour construire des groupes sur lesquels on applique ces tâches. On utilise souvent les algorithmes des k-moyennes ou les réseaux neurones de Kohonen. La difficulté essentielle dans ce type de construction est la validation qui nécessite l'intervention d'experts humains pour déterminer l'intérêt et la signification des groupes ainsi constitués.

Dans le domaine de l'apprentissage automatique, la segmentation est un exemple d'apprentissage non supervisé, contrairement à la classification (nommée aussi l'analyse discriminante), qui est l'exemple typique d'apprentissage supervisé, où une classe d'appartenance indique le résultat que l'on doit avoir. Donc, dans la classification, on cherche à comprendre comment on obtient ce résultat connu (une partition), et dans un apprentissage non supervisé, comme la segmentation, on cherche à retrouver ce résultat (un partitionnement par exemple). On apprend donc pour la segmentation avec des observations, et avec des exemples pour la classification [F-X. Jollois, 2003].

2.4- Les méthodes

Ces méthodes viennent compléter les outils classiques comme : les requêtes SQL, les requêtes d'analyse croisée, les outils de visualisation, la statistique descriptive et l'analyse des données. Les méthodes les plus utilisées sont : les K-moyennes, les règles d'association, les plus proches voisins, les arbres de décision, les réseaux de neurones et les algorithmes génétiques.

Il faut toujours savoir qu'il n'existe pas de méthode supérieure à toutes les autres ; Mais, à tout jeu de données et tout problème correspond une ou plusieurs méthodes. Le choix se fera en

fonction de la tâche à résoudre, de la nature et de la disponibilité des données, des connaissances et des compétences disponibles, de la finalité du modèle construit. Pour cela, les critères suivants sont importants : complexité de la construction du modèle, complexité de son utilisation, ses performances, sa pérennité, et plus généralement de l'environnement de l'entreprise [R. Gilleron et Al, 2000].

Le tableau suivant, loin d'être exhaustif, donne un comparatif des algorithmes de datamining qu'on ne prédit pas son exhaustivité [S. Tufféry, 2002] :

Techniques	Absence d'a priori dans la recherche	Traitement exhaustif des bases de données	Traitement des données hétérogènes ou lacunaires
Segmentation (Algorithmes descriptifs)			
Segmentation relationnelle	Oui	Oui	Oui
Segmentation neuronale (Kohonen)	Nombre maximum de segments spécifié	Oui	Les variables $\notin [0,1]$ doivent être transformées
Méthode des centres mobiles et ses variantes	Nombre de segments fixé	Oui	Variable numériques et sans valeurs manquantes.
Segmentation hiérarchique	Oui, mais les segments au niveau n sont déterminés par ceux au niveau $n-1$	Non (algorithme non linéaire)	Oui (possible traiter des variables non numériques avec une distance <i>ad hoc</i>)
Classification et prédiction (Algorithmes prédictifs)			
Arbres CHAID, CART, C5.0	Comme la segmentation hiérarchique (qui est un arbre à l'envers)	Non (comme la segmentation hiérarchique)	Oui
Arbre SLIQ (de type CART)	Comme la segmentation hiérarchique	Oui	oui
Réseaux de neurones à apprentissage supervisé	Oui	Non (pas d'apprentissage sur plusieurs centaines de variables)	Les variables $\notin [0,1]$ doivent être transformées
Réseaux à fonction radiale	Oui	Oui	Les variables $\notin [0,1]$ doivent être transformées
Analyse discriminante	Relations linéaires entre les variables	Oui	Variables numériques et sans valeurs manquantes
Associations			
Panier de la ménagère	Oui	Oui	Oui
Séries chronologiques similaires	Oui	Oui	Oui

Table 4.1 : Comparatif des algorithmes de Datamining [S. Tufféry, 2002]

3. Le Clustering

La segmentation ou le regroupement en classes homogènes consistent à réduire un nuage des points d'un espace quelconque en un ensemble de représentants moins nombreux permettant une représentation simplifiée des données initiales pour une meilleure compréhension de l'ensemble analysé. Ainsi, comme les méthodes d'analyse factorielle, la segmentation est une méthode de réduction des données. Ces applications sont nombreuses, en statistique, traitement d'image, intelligence artificielle, reconnaissance des formes ou encore la compression de données. On peut distinguer deux grandes familles de clustering : par partitionnement et par hiérarchie [F-X. Jollois, 2003].

3.1- Définition de la segmentation

Une segmentation de I en s classes (s est supposé connu) est un ensemble de parties non vides $de I$, $z_1; \dots; z_s$ vérifiant [F-X. Jollois, 2003] :

- $\forall k; k' = 1, \dots, s, k \neq k', z_k \cap z_{k'} = \emptyset,$
- $\bigcup_{k=1}^s z_k = I.$

Le nombre de partitions possibles est très important même lorsque la cardinalité de I n'est pas grande. Si l'on considère le partitionnement de cet ensemble en s classes, le nombre total de partitions possibles est égal à :

$$\frac{1}{s!} \sum_{k=0}^s (-1)^{k-1} \times \binom{s}{k} \times k^n$$

Par exemple, il existe 1701 partitions possibles de 8 objets répartis en 4 classes. Donc, plutôt que chercher la meilleure partition, on se contente d'en proposer une qualifiée de profitable qui optimise un critère donné. Celui-ci bien entendu, respectera l'objectif d'homogénéité des classes. Les méthodes utilisées sont souvent conçues d'un point de vue heuristique et utilisent des critères métriques.

Le clustering vise à trouver un regroupement des individus en classes en maximisant des critères du type “similarités intra-classes” et “distances inter-classes” [L. Jourdan, 2003].

3.2- Composition d'une tâche de clustering

La tâche de clustering implique les étapes suivantes [L. Jourdan, 2003] :

- Représentation du modèle de données : selon le nombre de clusters présumé, au nombre d'individus de la population à segmenter, et au nombre et type et échelle des attributs disponibles. On peut avoir une sélection d'un sous-ensemble d'attributs les plus efficaces parmi les attributs originaux pour réaliser le clustering, avec l'utilisation d'une ou plusieurs transformations des attributs originaux pour obtenir de nouveaux attributs plus pertinents.
- Définition d'une mesure de proximité appropriée au domaine des données : la proximité des individus est habituellement mesurée par une fonction de distance définie sur des paires d'individus. Une grande variété de mesures est utilisée dans les différentes communautés.
- Clustering ou segmentation : cette phase peut être réalisée de nombreuses façons. Les clusters de sorties peuvent être durs (une partition des données dans des groupes) ou flous (fuzzy) où chaque exemple a un degré variable d'appartenance à chaque cluster de sortie. Les algorithmes de clustering hiérarchiques produisent une série de partitions basées sur un critère de similarité. Les algorithmes de clustering par partition identifient la partition qui optimise (souvent localement) un critère de clustering.
- Abstraction des données (si nécessaire) : c'est un processus d'extraction d'une représentation simple et compacte de l'ensemble de données. Ici, la simplicité est soit orientée dans la perspective d'une analyse automatique qui pourra ainsi être réalisée de manière plus efficace par les logiciels, soit orientée vers l'utilisateur humain afin que la représentation obtenue soit facile à comprendre et intuitive. Dans le cas du clustering, une abstraction typique des données est une description compacte de chaque cluster, en général soit en terme de prototype, soit en terme d'individus (on donne le centre de chaque cluster, ...).
- Évaluation du résultat (si nécessaire) : cette phase analyse la répartition de la sortie de la procédure de clustering. Souvent, cette analyse utilise un critère spécifique d'optimalité ; malgré tout, ces critères sont souvent subjectifs. En fonction du type de clustering, il existe différents types de validation.

4- La sélection des attributs pertinents

4.1- La complexité du problème de sélection

La sélection d'attributs consiste, dans un problème d'extraction de connaissances où un attribut représente un élément descriptif d'un objet, à réduire l'ensemble des attributs considérés. Ceci peut augmenter la précision de la prédiction ou réduire le temps de traitement des données. Classiquement, la sélection d'attributs est définie comme le fait de sélectionner un sous-ensemble de M attributs à partir d'un ensemble N , tel que $M < N$ et que la fonction critère choisie soit optimale sur le sous-ensemble de taille M choisi [L. Jourdan, 2003].

L'étude de ce problème se justifie facilement par le fait qu'une recherche exacte a un coût exponentiel en temps de calcul et en espace mémoire. En effet, cela fait partie des problèmes NP-difficiles et la sélection d'un sous-ensemble d'attributs demanderait l'exploration de tout l'espace de recherche. Pour N attributs, la recherche exhaustive consiste à explorer $2^N - 1$ sous ensembles possibles. La recherche d'un sous ensemble de i attributs parmi N consiste à appliquer le critère d'évaluation C_N^i fois soit $\frac{N!}{i!(N-i)!}$ fois. Si on trouve M ensembles, on aura donc une complexité de $\sum_{i=0}^M C_N^i = O(N^M)$.

Pour remédier à cela, le recours à des heuristiques est donc nécessaire. Les méthodes existantes pour la sélection d'attributs utilisent des connaissances dans divers domaines : les statistiques, l'apprentissage, les heuristiques et les métaheuristiques, ... etc. Les algorithmes de sélection d'attributs peuvent être classés en deux catégories selon que la sélection d'attributs est faite indépendamment ou non de l'algorithme d'apprentissage supervisé sur lequel est basé le classifieur. Il existe dans la littérature de nombreux travaux sur la sélection d'attributs pour la classification et relativement moins pour le clustering.

4.2- Quelques définitions

Sous-ensemble optimal : Soit un inducteur I , et un ensemble de données d'entraînement D avec les attributs A_1, \dots, A_n . Un sous-ensemble d'attributs optimal A_{opt} est le sous-ensemble qui maximise la qualité du classifieur induit $Cl=I(D)$, mesurée par le pourcentage de prédiction correcte sur un ensemble de test.

Un sous-ensemble d'attributs optimal n'est pas nécessairement unique puisqu'il est possible d'avoir la même exactitude de classification en utilisant différents sous-ensembles de données.

Attribut pertinent : il existe plusieurs définitions de la pertinence d'un attribut dans la littérature. Celles-ci dépendent de la nature des données, de l'existence de bruit dans les données et de données dupliquées :

« Dans un ensemble d'attributs booléens, un attribut A_i est dit pertinent pour un concept C si A_i apparaît dans chaque formule booléenne qui représente C . Il est dit non pertinent sinon. »

« Un attribut A_i est pertinent, s'il existe deux instances (X_1, Y_1) et (X_2, Y_2) appartenant à deux classes différentes ($y_1 \neq y_2$) telles que : la valeur de l'attribut A_i est différente pour les deux instances et les valeurs des autres attributs sont identiques. »

« Pour les données bruitées, un attribut A_i est pertinent si et seulement s'il existe une valeur a_i de cet attribut et une valeur de la classe Y , y , vérifiant $p(A_i = a_i) > 0$ et tels que : $p(Y = y/A_i = a_i) \neq p(Y = y)$. Avec $p(A_i = a_i)$ qui exprime le fait que les données contiennent au moins une instance ayant la valeur a_i pour l'attribut A_i ».

La formule précédente nous permet de dire que A_i est pertinent si la probabilité de prédire Y , en connaissant la valeur de A_i , est différente de la probabilité de prédire Y sans connaître la valeur de A_i .

« Un attribut non pertinent est celui n'affectant pas la structure fondamentale des données et un attribut redondant comme celui n'apportant rien de nouveau pour décrire la structure fondamentale des données ».

Un attribut A_i est fortement pertinent si et seulement si il existe a_i , y et s_i pour lesquels $p(A_i=a_i, S_i=s_i) > 0$ tels que : $p(Y=y | A_i=a_i, S_i=s_i) \neq p(Y=y | S_i=s_i)$ »

Cette formule nous permet de dire que A_i est très pertinent si la probabilité de prédire Y en connaissant la valeur de A_i et les valeurs des autres attributs de S_i est différente de prédire Y en connaissant seulement des valeurs des autres attributs de S_i .

« Une méthode de sélection de variables est composée généralement des composantes suivantes :

- Un critère d'évaluation pour comparer différents sous-ensembles de variables et en retenir un,
- Une procédure de recherche pour explorer différentes combinaisons de variables,
- Un critère d'arrêt pour stopper la procédure de recherche ou déterminer l'ensemble des variables à sélectionner. »

4.3- Méthodes pour la classification

Plusieurs méthodes de sélection des attributs pertinents existent, chacune utilise sa propre stratégie d'évaluation. Une stratégie d'évaluation peut être de deux types : l'approche de type enveloppante (wrapper) qui utilise le classifieur pour évaluer le sous-ensemble d'attributs sélectionnés ; ou de type filtrante (filter), qui utilise une fonction spécifique pour évaluer le sous-ensemble d'attributs sélectionnés.

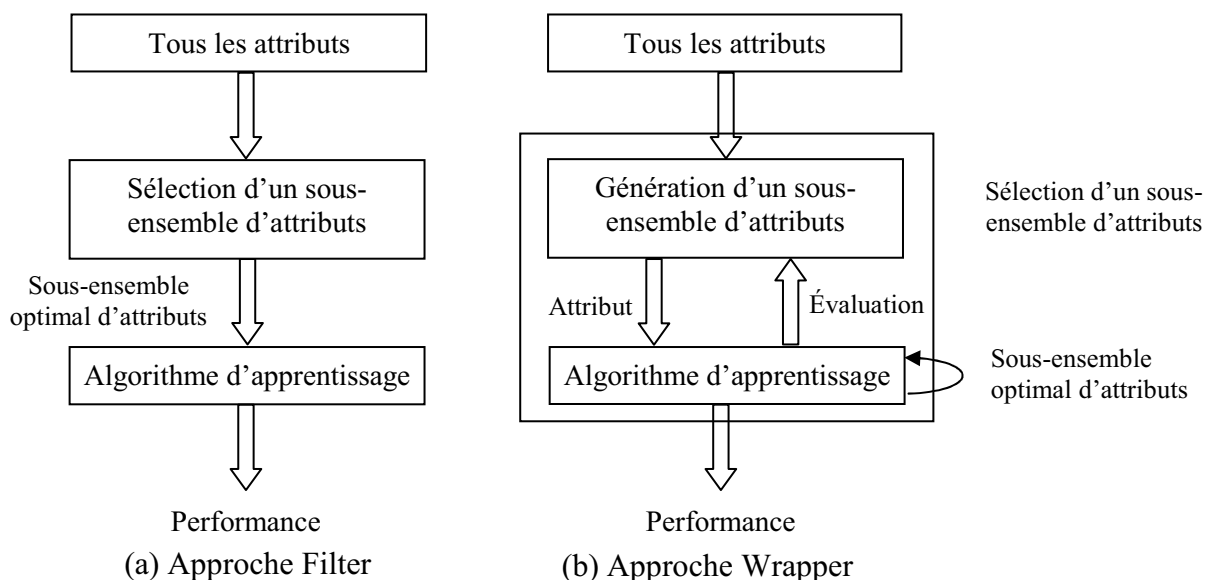


Figure 4.1 : Les deux approches de sélection d'attributs

4.4- La sélection d'attributs pour le clustering

Le clustering ou segmentation est une tâche importante en extraction de connaissances qui rassemble des groupes d'objets similaires. Comme le clustering est réalisé sur des données dont on ne connaît aucune information sur leur classe d'appartenance, les algorithmes traditionnels de sélection d'attributs pour la classification présentés précédemment ne peuvent pas être utilisés.

4.4.1- Le choix des attributs pour le clustering

La plupart des méthodes de clustering font l'hypothèse que tous les attributs ont la même importance pour le clustering et ils ne font aucune différence entre les différents attributs. C'est une des raisons pour lesquelles la plupart des méthodes de clustering ne sont pas performantes dans le cas des données de grandes tailles. Dans la réalité, différents attributs ont des effets différents sur le clustering. Un attribut important aide dans la création de clusters alors qu'un attribut non important peut être assimilé à du bruit et peut être enlevé pour réduire la taille des données et ainsi rendre plus efficace le clustering. Alors que la sélection d'attributs pour la classification supervisée a été largement étudiée, relativement peu de travaux existent pour la sélection d'attributs pour le

clustering. Il existe deux problèmes majeurs pour transformer une méthode pour la sélection d'attributs pour la classification en une méthode pour le clustering. Tout d'abord, l'absence de label de classe rend impossible l'utilisation des mêmes fonctions d'évaluation que dans le cas de la sélection d'attributs pour la classification. De plus, il n'existe pas de critère standard pour évaluer un sous-ensemble d'attributs sélectionnés.

Certains auteurs utilisent le label de classe a posteriori pour mesurer la performance de méthodes de clustering. D'autres auteurs utilisent des indicateurs de performance dont nous allons présenter les plus connus. [M. Dash et Al, 2000] ont proposé une méthode de sélection d'attributs pour le clustering basée sur l'entropie adaptée au clustering et sur une méthode de rang. Le calcul de l'entropie demande une connaissance des classes auxquelles appartiennent les exemples. Les auteurs proposent de calculer l'entropie sans recourir à ce besoin de classe.

4.4.2- Méthodes de choix des attributs pour le clustering

Les méthodes les plus utilisées pour la sélection d'attributs pour le clustering sont [L. Jourdan, 2003] :

- ☞ COBWEB est un système de clustering qui représente des concepts probabilistes dans une structure d'arbre hiérarchique. Chaque ensemble de même parent dans la hiérarchie est appelé *partition* et la métrique utilisée, nommée "utilité de catégorie", mesure la capacité à prédire la valeur des attributs dans une partition par rapport à toute la base. COBWEB construit ses concepts de façon incrémentale hiérarchique grâce à quatre opérateurs : *incorporate* pour ajouter une instance à un concept existant, *create* pour construire un nouveau concept contenant l'instance de la partition, *merge* qui essaie de combiner deux noeuds qui sont identifiés comme les meilleurs hôtes pour une nouvelle instance d'entraînement, *split* qui réalise l'opération inverse, c'est à dire qui tente de remplacer l'hôte par ses enfants pour spécialiser un concept. COBWEB est alors utilisé dans le processus de sélection d'attributs comme évaluation pour une méthode forward ou backward en mesurant l' "utilité de catégorie" générée par COBWEB. La terminaison intervient quand le score n'est plus amélioré.
- ☞ AICC (Attribut-Incremental Concept Creator) prend en entrée un concept hiérarchique et un nouvel attribut à ajouter ou à enlever. L'AICC réalise un HillClimbing dans l'espace des concepts comme COBWEB, mais lorsqu'il y a un changement dans la base de données, AICC commence au point précédent de l'espace de recherche alors que COBWEB recommence entièrement la recherche. AICC permet alors d'arriver à un nouvel ensemble de façon plus rapide.

On peut comme finalité dire que la sélection d'attributs pour le clustering qui est une tâche relativement peu étudiée dans la littérature du Datamining.

4.5- Les données manquantes

Lors de la récolte des informations, il arrive souvent qu'une partie de celles-ci soit manquantes, on utilise ce terme pour désigner le cas où des champs ne contiennent aucune donnée. Par fois il est intéressant de conserver ces enregistrements car l'absence de l'information peut être une information (représenter les cas de panne non résolus ou ayant des causes inconnues). On en arrive donc à devoir analyser des bases de cas où certaines cases manquent [R. Gilleron et Al, 2000].

Pour pouvoir pallier ce problème plusieurs solutions sont possibles. Une première idée consiste à reconstruire les valeurs manquantes en remplissant ces cases vides en leur affectant par exemple la moyenne de la variable ou la modalité la plus choisie, ou utiliser des techniques plus avancées comme l'imputation multiple ou les approches probabilistes ; ou bien à considérer une donnée manquante, dans le cas de données qualitatives, comme une nouvelle réponse possible.

Cette dernière possibilité part du principe qu'une non-réponse équivaut peut-être à une réponse particulière de la personne (comme le nom de l'époux, qui peut rester vide pour un ce célibataire). Une deuxième idée est de supprimer, ou simplement ignorés, les objets ou les variables (selon le cas) qui comportent des données manquantes, cela n'est applicable que pour les bases de cas volumineuses. Une troisième idée est de gérer statistiquement ces données manquantes. Ceci peut se faire sous une approche statistique de la classification, et donc avec un modèle de mélange [F-X. Jollois, 2003].

5- Le Textmining dans le processus de résolution des problèmes par RàPC

La méthodologie du raisonnement à partir de cas est basée sur la recherche d'un cas similaire au cas actuel à résoudre, et utiliser intégralement ou partiellement la solution du cas trouvé dans la résolution du nouveau cas, sans se préoccuper des informations qui ont été nécessaires pour résoudre l'ancien cas résolu. Le contexte de résolution d'un problème, décrivant les causes et les circonstances du problème ainsi que les conséquences et les influences de ce dernier, donne les informations nécessaires pour bien assimiler le problème actuel, et fournit un support documentaire incontournable lors des étapes d'adaptation et de révision de la solution proposée au problème actuel. Donc, les supports documentaires des systèmes de connaissances, non exploités dans la méthode du RàPC, peuvent donner un grand appui dans la compréhension du problème à résoudre et proposer des cas similaires ainsi qu'un contexte clair dans la résolution du nouveau cas, vu que la résolution des problèmes est un processus compliqué qui inclut une série de situations incertaines et d'actions opérationnelles, et seul l'identification des cas similaires n'est pas toujours suffisante pour aider l'utilisateur à résoudre le problème courant [D-R. Liu et Al, 2006].

Les techniques du Textmining peuvent aider les experts à rechercher dans les journaux des opérations de description et de résolution des anciens cas, pour donner une vision claire sur les circonstances chaque problème survenu, et des actions opérationnelles qui ont accompagné sa résolution, puisque les connaissances sont fréquemment cachées dans des documents codifiés et qui doivent être proactivement fournies aux utilisateurs. À cause des caractéristiques parfois incertaines des situations à résoudre, plusieurs causes et solutions possibles peuvent exister pour une situation spécifique. Par exemple, dans un processus de production, la baisse des performances peut être due à une matière première de mauvaise qualité, à des ouvriers non qualifiés ou à un problème dans les machines de production. Ces situations nécessitent l'utilisation des connaissances collectées des rapports d'informations, et d'expériences tirées des problèmes déjà résolus, pour éclairer les causes et faire une réaction exacte pour résoudre le cas actuel [Ibidem].

Donc, au plus de la recherche des cas similaires au problème à résoudre par la méthode du RàPC, on peut compenser les défauts des résultats fournis par les techniques du Textmining. Ainsi, pour chaque situation ou action, les informations pertinentes (documents) utilisées seront enregistrées dans un journal de résolution des problèmes. Un historique de connaissances (documents textuels) bien codifié et indexé, qui conserve le savoir-faire recueilli des expériences passées, peut fournir des connaissances de grande valeur pour résoudre le problème courant. La valeur ajoutée du Textmining se figure dans l'extraction des concepts clés des informations pertinentes nécessaires pour bien spécifier la situation actuelle et la réaction à faire pour la résoudre.

Ces concepts seront tirés des profils des situations-actions en utilisant les règles d'association du Textmining pour découvrir les règles de connaissances décisionnelles des actions les plus fréquemment adoptées pour des situations spécifiques. Ces règles sont générées comme des supports de connaissances pour aider les ouvriers à prendre l'action appropriée pour résoudre une situation spécifique. En outre, le processus de résolution des problèmes inclut une série de situations incertaines et d'actions opérationnelles, et les experts doivent rassembler les informations sur les facteurs déclencheurs des chaînes de réactions formant le contexte d'un cas spécifique, pour déterminer le plus exactement possible l'action appropriée à prendre. Le profil découvert ainsi que la base des connaissances (sous forme de bases de cas, bases de règles et les approches basées sur

les heuristiques) fourniront toutes les connaissances et informations disponibles nécessaires pour la résolution des problèmes qui surviennent [Ibidem].

La translation des informations que l'utilisateur a besoin à des requêtes n'est pas une chose simple. La majorité des systèmes utilisent les techniques d'extraction de connaissances pour accéder aux connaissances organisationnelles codifiées. L'utilisation du filtrage d'informations proactive peut fournir les connaissances pertinentes nécessaires aux utilisateurs. Les expériences du passé, sous forme de connaissances et routines de résolution des problèmes, doivent être exploitées par les systèmes de gestion des connaissances. Les supports de connaissances exploitables par les techniques du Textmining sont exploitables à chaque étape du cycle de RàPC, partant de l'étape de détermination des causes des problèmes en utilisant les fiches techniques de chaque machine, allant à la recherche de l'action à entreprendre pour résoudre ce problème ou les actions prises pour résoudre les problèmes du passé peuvent aider comme un support de connaissances riche d'expériences. Les journaux (rapports techniques des interventions pour la résolution des problèmes du passé) sont très utiles comme support technique de résolution des problèmes.

6- Comparaison entre le Datamining et le Knowledge Management

Le Datamining est l'extraction des informations utiles à partir d'une grande masse de données, son objectif est de découvrir les données et modèles cachés dans les entrepôts de données. Le cycle du processus de Datamining commence par la spécification des buts et la compréhension des données existantes et passe par la préparation des données par une succession d'opérations de nettoyage de transformation, allant vers la modélisation de ces données et enfin évaluer cette modélisation.

Le RàPC fournit une aide à la décision en utilisant les connaissances apprises des expériences passées. Les cas stockés doivent représenter des expériences concrètes, ou un ensemble de cas similaires qui peuvent former des cas génériques. Donc, les méthodes du RàPC doivent identifier le problème de la situation en cours, et rechercher un cas passé similaire et utiliser ce cas pour suggérer une solution au problème courant et évaluer cette solution proposée et mettre à jour le système par l'apprentissage de cette expérience. Le cycle du RàPC commence par la modélisation du cas courant ensuite la recherche du cas le plus similaire passant par la révision de la solution similaire proposée et enfin stocker cette expérience pour la résolution des problèmes futures [Z.Y. Zhuang, et Al, 2007].

Le tableau suivant donne une simple comparaison entre le Datamining et le RàPC dans quelques critères :

Critère	Datamining	RàPC
Source de données	Entrepôts de données	Expériences passées
La situation pertinente	Données préparées des opérations passées	Viser une expérience particulière
Flexibilité	Fournir des informations générales avec des possibilités de Drill Up-Down	Spécifier les cas similaires du cas courant seulement
Interactivité	Représentation interactive et visuelle des données extraites	Cycle complet d'extraction des connaissances passées pour résoudre le problème courant

Table 4.2 : Comparaison entre l'approche de Datamining et le RàPC [Ibidem]

7- Les contributions de combinaison du RàPC et des techniques du Datamining

L'intégration des techniques du Datamining dans le processus du RàPC a fait objet de plusieurs travaux de recherche. Chaque contribution a proposé une approche de couplage de la puissance du datamining avec base logique forte du RàPC. Dans cette partie, on essaie de répartir les contributions dans les cinq phases du RàPC : allant de la phase de préparation des données passant par la phase de représentation des cas allant vers la phase principale qui est la recherche et l'extraction des cas similaires au cas actuel à résoudre, et finissant par l'adaptation et la remémoration de la nouvelle solution dans la base des cas. Des critiques sur chaque contribution, ainsi que des réflexes seront fournis.

7.1- Les axes et tendances de la recherche en RàPC :

7.1.1- Efforts de modélisation et de formalisation du RàPC :

Plusieurs tentatives de modélisation du RàPC ont été proposées [A. Mille, 1999] :

La *modélisation formelle* de l'ensemble du cycle RàPC reste un travail inachevé. Il est habituellement classé comme une sorte de raisonnement par analogie. Ce qui, de notre point, de vue occulte la différence importante qui existe entre transfert (le transfert consiste à réaliser une mise en correspondance d'un réseau d'explications à un autre réseau d'explications sur la base d'un raisonnement par analogie de forme d'explications) et adaptation (le RàPC réutilise des explications analogues pour substituer des éléments de solutions par d'autres éléments choisis selon l'écart d'explication à réduire). Aussi, les différentes phases du cycle ne sont pas indépendantes.

La *modélisation cognitive* qui a mené au paradigme du RàPC. Des travaux tentant de faire le pont entre les modèles cognitifs et les systèmes RàPC se sont intéressés à la modélisation des tâches RàPC pour faciliter l'acquisition et le partage de connaissances, sous le thème de la réutilisation des connaissances pour la conception.

La *modélisation conceptuelle* sous la forme du cycle classique des phases de RàPC, tire ses racines des premiers efforts de présentation globale du RàPC, et est maintenant largement partagée dans la communauté.

Une *modélisation du RàPC au niveau connaissance* qui est particulièrement important pour clarifier les types de connaissances et les types d'inférences réalisées pendant le cycle RàPC.

Une *modélisation du RàPC en logique floue* propose un cycle formé d'une comparaison suivi d'une composition de la solution en utilisant des techniques comme la médiane pondérée si les actions du domaine sont constituées d'une liste ordonnée d'alternatives, ou une variante d'apprentissage par renforcement pour les domaines dont les actions impliquent une sorte de plan.

Une *modélisation spécifique aux cas complexes utilisés en conception*, basée sur le principe de trois formes de connaissances : un modèle de décomposition de problèmes en sous-problèmes, un modèle de descriptions d'épisodes de conception qui correspondent à la résolution de sous-problèmes, et un modèle d'adaptation sous forme de règles de transformation de formes.

7.1.2- Les axes de recherche

La recherche se décline sur différents champs d'étude du RàPC et en particulier [Ibidem]:

La représentation des cas : Au-delà de la représentation traditionnelle des « cas vecteurs » plusieurs travaux se sont intéressés à la représentation des cas complexes pour l'aide à la conception. Pour notre approche, nous avons utilisé le langage objet UML pour la représentation des cas complexes pour l'aide à la décision dans le domaine de la maintenance industrielle.

L'élaboration du cas : les travaux visent à la mise en évidence de la pertinence de cas incomplètement décrits, ou cherchent à anticiper l'adaptabilité des cas qui seront remémorés. Cette partie peut faciliter la bonne description des cas dans applications industrielles.

L'organisation des cas : de nombreux travaux s'intéressent à l'organisation de la mémoire de cas pour améliorer l'efficacité de la recherche. Le problème des très grandes bases de cas a été posé, en étudiant la possibilité de voir les bases de données comme des bases de cas, en liaison avec les travaux sur la capitalisation des connaissances dans l'entreprise.

La remémoration des cas : le choix d'une mesure de similarité est déterminant pour l'efficacité du RàPC. Diverses propositions issues aussi bien des travaux de l'analyse de données que du monde des métriques mathématiques qu'en psychologie cognitive, sans oublier les travaux spécifiques au domaine de l'intelligence artificielle. Les recherches se focalisent sur la recherche de mesures de similarités les plus génériques possible, et sur la sémantique de ces mesures qui est largement liée à la tâche de résolution des problèmes concernée. La similarité recherche les chances qu'un cas ancien soit utilisable pour résoudre un nouveau cas, sachant qu'ils sont proches sur un certain nombre de points. Les approches s'inspirant de la théorie de Dempster-Shafer sont particulièrement étudiées.

La phase de remémoration a connu le plus grand nombre d'initiatives de recherche basées sur [Ibidem] :

- Les travaux sur les similarités : par une formalisation des mesures de comparaison qui permet de comparer des cas à l'aide des attributs (descripteurs) et leurs valeurs, en utilisant les mesures de similitude (satisfiabilité, inclusion et ressemblance) et les mesures de dissimilarité.
- Travaux sur l'organisation et la représentation des cas en hiérarchie d'objets : en considérant le RàPC comme une extension du raisonnement par classification dans le contexte de résolution des problèmes.
- Organisation hybride de la mémoire des cas (neuronal, cas, prototypes et instances) : qui propose d'utiliser un réseau neuronal à apprentissage incrémental fondé sur des cas prototypes pour organiser la mémoire de cas en deux niveaux, le niveau supérieur (prototypes des groupes de cas) et le niveau bas (utilisé comme index dans la phase de recherche de cas). Un mécanisme d'apprentissage continu permet de grouper dynamiquement les cas sous de nouveaux prototypes (l'apprentissage incrémental de concepts).

La réutilisation et l'adaptation : l'adaptation a fait l'objet de nombreuses propositions le RàPC. Le classement de ces propositions est fondé sur les différences entre les méthodes (transformationnelle ou dérivationnelle) et sur les différences de recherche des règles d'adaptation (règles simples liées aux variables, règles de modification de structure, ou recherche de valeur à remplacer par proximité mémoire). Des études sur les connaissances et les techniques d'adaptation proposent deux familles distinctes d'adaptation, celle des méthodes fondées sur la transformation des solutions et la famille des approches génératives capables de trouver la solution à partir de rien. Une adaptation compositionnelle est proposée, consiste à adapter différentes parties d'un cas à partir de différents cas et selon des adaptations transformationnelles et génératives.

La révision et la mémorisation des cas : quelques travaux proposent de voir la mémorisation comme un processus d'apprentissage. Dans ce sens, trois différents types d'apprentissage sont exposés : l'apprentissage de cas comme des plans-réponses (consiste à intégrer un nouveau plan, adapté d'un ancien ou non, dans la base), l'apprentissage d'adaptation de cas (mémoriser des cas d'adaptation et les indexer en fonction de leur utilisation), et enfin l'apprentissage de la similarité (fondé sur l'estimation d'un coût d'adaptation). L'association de ces différentes approches d'apprentissage est toujours meilleure que l'utilisation d'une seule.

7.1.3- Les défis à surmonter dans la recherche sur le RàPC et l'IA

Comme pour le domaine de l'IA, le RàPC ouvre plusieurs perspectives de recherche. La catégorisation de la recherche mixte peut être comme suite [A. Mille, 1999] :

Les axes de recherche dans : la représentation des connaissances, apprentissage et adaptation, conception des méthodes d'aide à la décision, le Textmining, Interprétation et synthèse d'image, systèmes multi-agents, modélisation cognitive pour la simulation des traits comportementaux de la

cognition chez l'homme et enfin les fondements mathématiques qui s'emparent des techniques et concepts des autres branches comme de formalisation et d'analyse et de reconceptualisation.

Néanmoins, des directions de recherche plus rationnelles et plus ambitieuses sont à entamé comme : la suppression des différences existantes entre les bases de données et les bases de connaissances, ainsi que les différences de traitement entre les logiques de description et les systèmes orientés objet et entre la programmation logique et les systèmes de programmation traditionnelle. Aussi, la prise en compte du temps réel en favorisant des évolutions continues du raisonnement, et enfin rendre l'utilisation des solutions RàPC plus facile aux simples utilisateurs, et plus collaboratives.

Un autre défi à surmonter est d'approfondir les bases théoriques de l'intelligence artificielle. Il s'agit de renforcer encore mieux les fondements scientifiques formels et en particulier les mathématiques du domaine. Le RàPC ouvre champ particulier pour aller plus loin que la modélisation conceptuelle, vers la modélisation formelle, mais cette recherche nécessitera de gros efforts transdisciplinaires pour la réussir.

7.2- Quelques contributions Datamining - RàPC

Les techniques du datamining ont été combinées avec le RàPC dans plusieurs travaux de recherche, on va présenter une étude bibliographique sur ce domaine de recherche, en organisant les contributions suivant les phases du cycle du RàPC :

7.2.1- Phase représentation des connaissances et création de la base des cas

Vu la lourdeur de la tâche de construction de la base des cas, Clerkin et al. (2002) ont présenté une approche de génération automatique des cas basée sur des algorithmes de segmentation empruntés du Datamining, pour se libérer des exigences de l'engagement en continu des experts dans la création de la base de connaissances. Selon cette approche, ils ont essayé de créer des bases de cas en utilisant des bases de données concernant l'historique des opérations effectuées dans un domaine, et en utilisant les algorithmes des K-means pour combler le manque de performance de la segmentation que peuvent causer les données manquantes dans une BD, puisque c'est une méthode basée sur les distances. Les éléments de la base de cas existants sont d'abord segmentés, ensuite des cas seront construits selon les profils de chaque type d'opérations, ensuite chaque opération aura un pointage pour chaque segment (une sorte de cardinalité d'appartenance). Les résultats formeront, après traitement et nettoyage, les valeurs des attributs de la base des cas. La base de cas sera ainsi générée automatiquement sans avoir utiliser les connaissances des experts.

Pan et Al (2007) ont présenté un algorithme de construction automatique d'une nouvelle base de cas de haute qualité, à partir d'un ensemble de cas bruts, pour améliorer la compétence du processus de RàPC. Les auteurs ont analysé deux problèmes majeurs dans les algorithmes de recherche des cas similaires ; le premier est causé par les cas bruyants tels que le cas le plus proche d'un problème à résoudre qui ne fournit pas des solutions correctes pour ce dernier ; Le deuxième problème est causé par l'inégalité de la distribution des cas, tel que les problèmes similaires qui ont des solutions différentes, à cause généralement de la mauvaise maintenance de la base de cas. Pour résoudre ces problèmes, ils ont développé un cadre théorique basé sur une analyse discriminante dans le but d'éliminer les cas bruyant, suivie d'une évaluation empirique par des expérimentations extensives des cas résultants pour minimiser la marge d'erreur, et ainsi construire une nouvelle base de cas de qualité et compétence meilleure que celles de la base originale.

7.2.2- Phase préparation de la recherche

Kim et Han (2001) ont proposé une nouvelle méthode d'indexation et de classification de la base des cas ; en utilisant en plus des connaissances spécifiques du cas à résoudre des connaissances additionnelles dérivées du cluster qu'appartient le cas sélectionné. Des réseaux neurones artificiels

compétitifs, qui peuvent produire des clusters adaptatifs meilleurs que ceux des algorithmes de segmentation basés sur les statistiques, sont utilisés pour générer les valeurs centroïdes donnant des connaissances généralisées des clusters. Ces valeurs centroïdes seront ajoutées à la base des cas, sous forme de cas artificiels représentatifs, utilisées ensuite dans le procédé d'indexation, pour faciliter la recherche des cas les plus pertinents.

Zhuang et Al (2007) ont proposé la segmentation de la base de cas (dans le cas d'une base de cas volumineuse) en utilisant les cartes de Kohonen pour l'auto-organisation (SOM : Self-Organising Maps) qui appartient à la classe des outils basés sur les réseaux neurones pour l'apprentissage non supervisé qui est efficace dans la segmentation et la visualisation des données. L'algorithme de SOM est basé sur la répétition du repositionnement des enregistrements dans la carte jusqu'à la minimisation de l'erreur dans la fonction de classification. Le but de l'intégration du SOM est de trouver des groupements d'enregistrements (cas) avec un maximum de similarité intra-groupe et un maximum de désimilarité inter-groupes, pour bien préparer la phase de mémorisation, dans le but de faciliter la recherche de la solution du problème à résoudre en offrant une bonne organisation des cas similaires stockés.

7.2.3- Phase recherche des cas similaires (extraction)

À cause des incertitudes dans la représentation des connaissances et la description des attributs et des mesures de similarité, il est parfois très difficile de trouver des cas similaires dans la base de cas. Pour faire face à ce problème, Chang et Al (2008) ont proposé d'incorporer la logique floue dans le processus du RàPC, pour avoir un modèle de prévision des ventes avec plus de souplesse et de précision. Cela est basé sur la sélection des ventes antérieures les plus similaires et les plus utiles à un cas courant. Les auteurs ont étudié comment l'utilisation des ensembles flous et la prise de décision multicritères peut conduire à l'exactitude, la souplesse et l'efficacité de la recherche des cas dans le RàPC, pour résoudre le problème de prévisions de ventes futures, fondées sur des observations passées et actuelles ; pour assurer une meilleure sélection des variables de façon plus systématique depuis les connaissances des experts, dans le but d'améliorer l'exactitude de la prévision, et l'utilisation de cette information pour aider les gestionnaires dans la prise de décision.

Dans leur recherche, H-L. Yang et Al (2007) ont proposé un système RàPC hybride contenant deux étapes, pour aider à améliorer l'efficacité et la qualité des résultats de recherche du système RàPC traditionnel. Dans la première phase, l'algorithme génétique est adopté pour améliorer l'efficacité du processus de recherche des cas similaires. Les auteurs disent que, comparé aux systèmes RàPC traditionnels, le mécanisme proposé permettrait de réduire d'environ 14% l'évaluation et la révision des cas, avec 90% de résultats de recherche satisfaisants. En plus, le mécanisme fournit les connaissances pertinentes, comme un support de décision pour les décideurs, ainsi que pour aider lors du processus de révision dans la phase suivante du mécanisme. Les algorithmes génétiques sont une technique stochastique qui peut trouver des solutions à des problèmes compliqués, basée sur l'idée de la sélection naturelle et le principe de l'évolution. Le meilleur chromosome (composé de gènes) peut être réservé pour reproduire la prochaine génération. Chaque cas dans la base des cas est codé en tant que gène. Un cas qui a des caractéristiques proches du cas cible est considéré comme un bon gène. Chaque chromosome, qui contient une série de gènes, représente un cas recherché. Chaque chromosome est évalué par une fonction d'inaptitude (unfitness function). L'algorithme se répétera jusqu'à ce qu'il atteigne le critère de fin. Le meilleur chromosome représente le (les) cas avec le moins d'écart par rapport au problème cible. Comparé à d'autres approches, cet algorithme n'applique pas une segmentation dans le prétraitement de la base des cas. Dans la deuxième phase, les processus de découverte des connaissances et du datamining sont implémentés pour produire de l'information raffinée depuis les cas trouvés.

Les modes de recherche traditionnelles de l'information sont basés sur un mécanisme de correspondance exacte basée sur les requêtes logiques et des mots-clés. Cependant, dans les dernières années, quelques systèmes de recherche ont commencé à incorporer des moteurs de recherche basés sur des mécanismes de recherche de la meilleure correspondance. Ce mécanisme repose sur les requêtes non structurées des utilisateurs, ainsi que les classes de résultats de recherche, en fonction de leur probabilité de pertinence à ces requêtes. Le RàPC est un type des systèmes de meilleure correspondance, basée sur l'adaptation des solutions existantes les plus similaires au problème à résoudre. Dans ce sens, W. He et Al (2007) ont fait une recherche qui a étudié les effets de la description conceptuelle et la pratique de recherche dans les modèles mentaux des utilisateurs, ainsi que la recherche d'informations dans le système de recherche du RàPC, avec un mécanisme de recherche de meilleure correspondance. Cette étude a également examiné comment la présence d'un modèle mental affecte la performance et la satisfaction des recherches des utilisateurs. Les résultats de cette étude ont démontré que les traitements, de la description conceptuelle et la pratique de recherche, ne sont pas des effets significativement différents sur les types des modèles mentaux de l'utilisateur, ni sur la justesse ou la satisfaction de la recherche. Cette étude a également révélé que les sujets avec la meilleure correspondance des modèles mentaux ont une exactitude de recherche significativement plus élevée, par rapport aux sujets sans meilleure correspondance des modèles mentaux. Cependant, la meilleure correspondance des modèles mentaux ne garantit pas un temps minimal dans la recherche des résultats.

La prédiction des difficultés financières, y compris les faillites, est un domaine de recherche de très grande attraction actuellement. Plusieurs techniques ont été employées dans ce domaine, allant des statistiques tels que l'analyse discriminante multiple, à l'apprentissage automatique comme les réseaux de neurones, les support vector machines (SVM) ...etc. H. Li et Al (2007) ont utilisé le RàPC, comme l'une des principales méthodes de résolution des problèmes, et spécialement les relations de surclassement, y compris la différence stricte, la différence faible et l'indifférence entre les différents attributs des cas de la base pour construire une nouvelle fonction de similarité basée sur un mécanisme de mesure utilisant le principe des k -plus proches voisins. Elle est différente des distances traditionnelles à base de similitude fondée sur les réseaux neurones, la théorie des ensembles flous, les arbres de décision ... etc. L'utilisation de la méthode RàPC dans la prédiction du basée sur le surclassement est déterminée par quatre types de paramètres : le paramètre de différence, le paramètre d'indifférence, le paramètre de veto, et le paramètre des voisins proches. Les auteurs ont renforcé la similarité des voisins proches par la méthode de l'analyse discriminante par étapes pour sélectionner des fonctions de similarité, et la technique de grille de recherche pour obtenir des paramètres de modèle optimisés.

Dans le même objectif d'aider les entreprises à prendre des mesures appropriées face à la connaissance de la possibilité de faillite, H. Li et Al (2008) ont essayé d'améliorer les performances des système RàPC en termes de précision et de fiabilité par la construction d'une nouvelle mesure de similarité, une basée sur un système RàPC-Gaussien hybride. Dans cette approche, les critères de similarité et de distance entre les paires de cas sont transférés en des indicateurs gaussiens, qui seront ensuite combinés pour générer de nouvelles similitudes. Les auteurs ont réalisé des tests empiriques sur leur système hybride. Les résultats ont donné plus de performances par rapport à l'analyse discriminante multiple, et à la régression logistique.

7.2.4- Phase adaptation et révision

La phase d'adaptation reste encore peu explorée. Parmi les travaux qui ont étudié cette phase du RàPC on cite :

Puisque l'étape d'adaptation nécessite généralement des connaissances spécifiques, J. Lieber et Al (2004) ont proposé dans leur article une étude comparative de quelques travaux sur l'acquisition des connaissances d'adaptation, dans le cadre du raisonnement à partir de cas. Le premier critère de comparaison porte sur les sources de connaissances exploitées pour une telle

acquisition ; Il apparaît que deux sources principales émergent et séparent les approches supervisées des approches automatiques : les premières s'appuient (évidemment) sur l'expert, les secondes, en général, sur la base de cas. Le deuxième critère porte sur les hypothèses de la représentation des cas, pour appliquer une telle approche ; en général, les approches automatiques étudiées supposent que les cas sont représentés dans un formalisme simple (ensemble de n-uplets formant des couples attribut-valeur simple), mais les approches supervisées, en revanche, ne nécessitent pas d'hypothèse sur la représentation des cas ; elles relèvent en effet plutôt de méthodologies que de technologies, alors que les approches automatiques sont des techniques. Le dernier critère étudié porte sur les types de connaissances d'adaptation acquises ; Elles sont en général sous la forme de règles d'adaptation, qui peuvent être quelconques pour les approches supervisées ; Mais, pour les approches automatiques, la prémisse d'une telle règle contient toujours des informations sur la variation entre les problèmes comparés (leur dissimilarité) et parfois (pour certaines approches) des informations sur le contexte (ce que ces problèmes doivent partager pour que la règle s'applique), voire des informations sur la solution du problème résolu.

N. Arshadi et Al (2000) ont proposé une nouvelle approche pour l'adaptation compositionnelle, et ils ont étudié son applicabilité sur un système de bibliothèque scolaire. Cette approche est utilisée dans le contexte où plusieurs cas résolus seront similaires au cas actuel à résoudre. Donc les auteurs incitent la possibilité de combiner les solutions correspondantes, pour permettre l'obtention d'une solution finale plus efficace. Une telle approche de suggestion de solution à l'utilisateur offre un terrain approprié pour tenir compte de divers facteurs tels que niveau actuel des connaissances et de l'état souhaitable de ceux-ci, et aide à l'enrichissement de la base de cas par des cas plus généralisés. L'adaptation compositionnelle peut être appliquée dans deux situations distinctes : (1) Lorsque la solution se compose de différentes parties indépendantes, alors chacun de ces composants peut être adapté plus ou moins avec précision. Cette méthode est efficace s'il y a peu de conflits entre ces composants. Dans ce cas, les problèmes complexes peuvent être résolus par la résolution des interactions mineures entre les simples cas passés. (2) Si la solution ne peut être divisée en parties indépendantes, alors les solutions des cas similaires doivent être combinées de plusieurs façons possibles, par exemple la valeur moyenne des attributs des solutions les plus similaires.

7.2.5- Phase maintenance de la base des cas

Yang et Wu (2000) ont proposé une méthode simplifiée de la maintenance des bases de cas volumineuses, basée sur la segmentation de la base de cas en plusieurs bases de cas plus petits en taille, les cas appartenant au même segment seront les plus similaires possible. Le résultat sera alors constitué de nouvelles bases de cas moins volumineuses, ce qui entraîne des opérations de maintenance simple. Donc, ce processus donne de nouvelles bases de cas plus faciles à explorer et à mettre à jour et à indexer. Cette technique a pour but de simplifier le plus possible la structure de la base des cas, ainsi la méthode de maintenance sera transparente et sans complexité. Ce réseau de petites bases de cas distribuées sera plus simple à maintenir, et le contenu de chaque base sera plus spécifique. Les auteurs ont choisi la méthode de segmentation GDBSCAN, proposée en Datamining, basée sur l'idée que les clusters sont des régions ayant une densité de points élevée par rapport à son entourage, qui surmonte les défauts des méthodes de segmentation inductives, vu sa simplicité d'exécution et parce qu'il n'exige pas la spécification préliminaire du nombre de clusters exigé.

Shiu et Yeung (2001) ont proposé une méthodologie de maintenance de la base des cas dans l'idée la segmentation de la base des cas en petites partitions, et sélectionner un cas représentatif pour chaque groupe afin de réduire la taille de la base de cas, cela en utilisant l'induction par les arbres de décision flous, pour éliminer au maximum les cas redondants qui influent sur l'efficacité de l'extraction du cas similaire. Dans leur approche de clustering, la matrice de similarité des cas est formée, et deux cas seront placés dans le même groupe si leur distance euclidienne pondérée est inférieure à un seuil prédéterminé, ainsi le nombre de cas représentés dans la base de cas sera réduit.

7.2.6- Approches hybrides touchant le processus complet

Par rapport à d'autres domaines d'ingénierie, la gestion de l'innovation souffre d'un faible intérêt par la communauté des chercheurs. Dans leur étude, G. Cortes Robles et Al (2008) ont proposé une approche d'accélération de conception inventive préliminaire, dans le domaine de génie chimique. Cette approche utilise la méthode du RàPC pour la modélisation, la capture, de stockage et la mise en disposition des connaissances déployées lors de la conception. Ainsi, l'utilisation des solutions antérieures qui ont connu le succès pourra accélérer la conception ; Mais, la créativité sera limitée et non stimulée. L'un des principaux inconvénients du RàPC est que chacune de ces solutions est limitée à un domaine d'application particulier. Les auteurs ont visé l'extension de la méthode RàPC de la conception de routine à la conception inventive, par l'augmentation du niveau d'abstraction dans la résolution des problèmes. Pour cette raison, ils ont couplé le RàPC avec la théorie TRIZ (acronyme russe pour : Théorie de résolution des Problèmes d'inventifs). TRIZ est une Méthode de résolution de problèmes qui augmente la capacité de résolution des problèmes de créativité, grâce à sa capacité de donner l'accès aux meilleures pratiques dans tous les domaines techniques. La synergie proposée entre le RàPC et TRIZ combine les avantages principaux du RàPC (possibilité de sauvegarde et de réutilisation rapide des connaissances) et ceux de TRIZ (pas d'abondant au cours de la résolution, des solutions inventives). L'approche présentée offre la possibilité de transformation de la solution d'un problème analogue identifié à un nouveau problème cible ; Aussi, c'est une bonne méthode d'apprentissage et de partage de connaissances.

Toujours dans les approches hybrides, K-A. Kumar et Al (2007) ont présenté une combinaison du RàPC avec le raisonnement à base de règles (RàBR), comme une alternative de la méthode purement basée sur les règles, pour construire un système d'aide à la décision clinique des soins intensifs. Cela permet au système de traiter des problèmes comme la grande complexité, le nouveau personnel peu expérimenté et d'évolution des conditions médicales. La méthode purement basée sur les règles a ses limitations, puisqu'elle exige une connaissance explicite des détails de chaque domaine de soins cliniques intensifs, comme le domaine cardiaque qui peut prendre des années pour construire la base de connaissances. Le RàPC utilise des connaissances sous la forme de cas spécifiques pour résoudre un nouveau problème, et la solution est basée sur les similitudes entre le nouveau problème et les cas disponibles. Les auteurs ont présenté un modèle basé sur le RàPC et le RàBR, qui peut fournir un support de décision clinique, pour tous les domaines de soins intensifs, contrairement aux modèles d'inférence à base de règles, qui sont spécifiques aux applications exigeant des bases de connaissances très larges sur le domaine. Ainsi, les auteurs ont défendu l'idée que les systèmes ayant une architecture flexible ont des domaines d'application plus larges, et ils sont très nécessaires et plus utiles que les systèmes qui sont spécifiques à un domaine.

8- La combinaison Datamining-RàPc dans le domaine du diagnostic

Dans le domaine du diagnostic, les techniques du Datamining ont été introduites dans le cycle du RàPC dans plusieurs travaux, touchant soit le diagnostic médical, ou celui des pannes industrielle.

8.1- Le domaine du diagnostic médical

Le RàPC, comme l'une des plus populaires techniques de résolution des problèmes, est utilisé dans plusieurs travaux de diagnostic médical. Mais, cette méthodologie a une limitation, ses performances de prédiction sont généralement plus faibles que les autres techniques d'intelligence artificielle comme les réseaux de neurones. Afin combler ce manque, H. Ahn et Al (2007) ont essayé d'améliorer l'efficacité de la recherche des cas antérieurs utile pour résoudre le problème actuel, en proposant une nouvelle approche visant l'amélioration des performances de la prédiction dans les systèmes RàPC. Dans leur étude, les auteurs ont suggéré l'optimisation simultanée de la fonction de poids, la sélection des instances et le nombre de voisins à rechercher, en utilisant les algorithmes génétiques. Leur modèle a amélioré la performance de prédiction de trois façons différentes : (1) Mesurer la similarité entre les cas plus précisément en prenant en considération

l'importance relative de chaque attribut, (2) éliminer les cas de référence inutiles ou erronés, et (3) la combinaison de plusieurs cas similaires représentant des modèles significatifs. Les auteurs ont validé leur approche dans le monde réel, sur une base de cas pour l'évaluation des caractéristiques cytologiques dérivées directement d'un scanner numérique des diapositifs d'aspiration de l'aiguille fine de la poitrine. Les résultats expérimentaux ont démontré que la précision de la prédiction d'un RàPC conventionnel peuvent être sensiblement améliorée par l'utilisation de leur modèle. Ils ont également constaté que leur modèle proposé surpassé tous les autres modèles de RàPC optimisé utilisant les algorithmes génétiques dans le domaine du diagnostic médical.

8.2- Le domaine du diagnostic industriel

Le raisonnement à partir de cas est une méthode d'intelligence artificielle largement utilisée dans la résolution de problème de diagnostic technique. B. Chebel-Morello et Al (2007) ont mis en place un système de diagnostic et de réparation dédié à un système de transfert de palettes SORMEL. Ensuite, ils se sont intéressés à l'optimisation de la base des cas de pannes du système étudié, par le perfectionnement de sa maintenance et sa remise à jour ; Toutefois cette optimisation doit être faite sous certaines conditions afin de garantir la qualité du système. Les auteurs ont proposé dans leur approche l'optimisation de la base de cas d'un système RàPC dédié au diagnostic des pannes, ensuite enrichir les connaissances de ce système en rajoutant des cas de diagnostic non recensés d'une manière dynamique, sans altérer la structure de la base de cas mise en place. En étudiant ainsi la phase de la maintenance de la base de cas et l'apprentissage de cas dans le système, leur algorithme de maintenance de la base de cas part de la catégorisation de la base, pour en déduire des cas non pertinents a permis de réduire leur base de cas de 45,27% sans altérer sa compétence. Aussi, un algorithme de remise à jour de cas dans la base de cas a été proposé tout en tenant compte de la structuration de la base de cas mis en place dans la phase de maintenance.

Leur algorithme est basé sur un modèle de performances de Smith qu'ils ont amélioré grâce à une mesure de compétence. Leur stratégie était d'éliminer les cas de faible qualité, ce qui permet de réduire la base de cas tout en maintenant sa qualité. Ce qui nécessite de définir des critères de qualité qui sont : la Compétence, qui est mesurée par le nombre de problèmes différents pour lesquels le système apporte une bonne solution ; La Performance, d'un système est mesurée par le temps de réponse qui lui est nécessaire pour proposer une solution à un cas cible. Ces deux critères vont se traduire par deux notions de base : le recouvrement et l'atteignabilité d'un cas. Le recouvrement d'un cas de la BC représente l'ensemble de cas cibles que ce cas peut résoudre. L'atteignabilité, d'un cas cible est l'ensemble de cas qui peuvent être utilisés pour le résoudre. L'algorithme développé pour l'implémentation de l'approche proposée est basé sur : les techniques de mesures de similarité (surtout euclidienne), la fragmentation, et la distance intra et inter-classes, ainsi que les algorithmes des k plus proches voisins.

Conclusion

La fouille de données s'intéresse à l'extraction des informations inconnues auparavant et potentiellement utiles, généralement sous la forme de corrélations ou de tendances. Elle englobe l'ensemble de processus utilisés pour optimiser le traitement de données, et généralement implémentée comme une couche au-dessus des données.

Il existe plusieurs modèles pour représenter le concept de Retour d'Expérience. Ces modèles donneront un enchaînement d'activités qui conduit à la création de connaissances, mettant ainsi en relief la transformation des niveaux d'information. La méthodologie RàPC est bien adéquate aux systèmes d'aide au diagnostic industriel, vu son efficacité d'acquisition de nouvelles connaissances, et son optimisation continue de la base des cas par un apprentissage progressif. La partie suivante sera consacrée à la présentation de l'approche d'intégration RàPC-Datamining proposée dans ce mémoire, ainsi que les outils d'implémentation de notre approche.

PARTIE 3

Contribution

Présentation et implémentation d'une solution hybride RàPC-Datamining

CHAPITRE 5

ETUDE COMPARATIVE DES PLATEFORMES DE KM et RàPC EXISTANTES

Résumé :

Dans ce chapitre, on propose un panorama d'outils et solutions utilisés dans les différents axes de la gestion des connaissances. Les pages suivants proposeront une classification des différents logiciels et plateformes KM et RàPC, et une présentation de leurs principes de fonctionnement, leurs domaines d'utilisation spécifiques ; ainsi qu'une comparaison entre ces outils pour justifier le choix que nous avons fait pour implémenter notre démarche.

La concurrence entre les solutions KM et RàPC, que ça soit commerciales ou Open source, donne un rythme rapide de développement de versions plus robustes de ces Software, ainsi qu'une plus grande modularité ; ce qui facilite la compréhension de leur fonctionnement, et bien sûr rend l'intégration de nouveaux modules personnels plus aisée.

Introduction

Gérer les connaissances à grande échelle n'est pas possible sans le déploiement d'outils informatiques, qui jouent un rôle indispensable dans la transmission de la connaissance au sein d'une entreprise. Ce chapitre présente une vision macroscopique des outils du Knowledge Management (KM) disponibles. Les solutions orientées outils font mûrir les besoins rapidement, assure l'obtention des premiers résultats très rapide ; aussi, la mise en place de nouveaux outils est moins contraignante que la mise en place de nouvelles organisations.

Essentiellement centrés sur les aspects technologiques, quelques outils traitent la connaissance comme un objet statique pouvant être stocké, les autres tiennent compte de la nature profondément dynamique de la connaissance. La mise en place d'une démarche de KM doit mettre au centre de ses préoccupations l'homme, car c'est lui seul qui est détenteur de la connaissance et qui possède la capacité de la valoriser en la partageant.

1- Présentation des outils de KM

1.1- Positionnement des outils de KM

Le modèle hiérarchique de la connaissance met en évidence que la gestion de l'information et Knowledge Management sont deux activités différentes bien que fortement liées. C'est bien l'individu et la place qu'il occupe dans la démarche qui différencie en premier lieu le Knowledge Management de la gestion de l'information. Alors que la gestion de l'information va surtout se préoccuper de l'infrastructure, le KM va quant à lui s'intéresser aux hommes, à leurs attentes et à la place qu'ils vont pouvoir jouer dans le partage des savoirs dans l'entreprise. Un outil de KM est un outil informatique dont la vocation est de faciliter l'apprentissage en continu des individus. De la sorte, un outil informatique devient un outil de KM par son usage. En d'autres termes, ce ne sont pas uniquement les fonctionnalités qui sont importantes, ce sont également l'organisation autour de l'outil et le contenu que celui-ci possède qui vont faire de cet outil, un outil de KM [G. Balmisse, 2006].

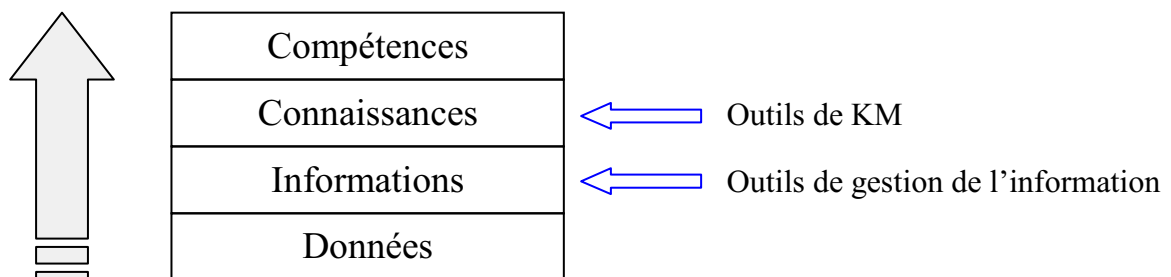


Figure 5-1 : Outils de KM et de Gestion de l'Information

1.2- Les caractéristiques d'un outil de KM

Un outil de KM doit répondre aux caractéristiques suivantes [G. Balmisse, 2006] :

- ☞ Faciliter la mise en contexte de l'information : une information est d'autant plus vite assimilée qu'elle est présentée dans un contexte proche de celui que l'individu connaît bien.
- ☞ Diffuser de manière intelligente l'information : la vocation d'un outil de KM n'est pas de procéder à une simple diffusion de l'information sans se soucier des utilisations possibles.
- ☞ Faciliter les interactions sociales entre les individus : la communication directe entre individus est la façon la plus spontanée qui soit de partager des connaissances, c'est un acte naturel par lequel les individus transmettent leurs savoirs et apprennent. Il est donc nécessaire qu'un outil de KM puisse soutenir et favoriser ces interactions sociales. Il s'agit de soutenir la volonté des individus des travailler en collaboration.

- ☞ Fournir une interface utilisateur soignée : une mauvaise interface utilisateur peut provoquer le rejet de la part des collaborateurs. Inversement, une bonne interface utilisateur ergonomique et conviviale amplifie les sensations positives de succès et de contrôle, car la confiance que l'utilisateur place dans l'outil de KM est souvent fragile.

1.3- Plan fonctionnel d'une plateforme de KM

On peut définir la plateforme de KM comme étant une plateforme technologique dont la vocation est de soutenir l'ensemble du processus de gestion des connaissances. De ce fait, une plateforme de KM doit être en mesure de gérer 3 éléments : le contenu, les communautés d'individus et les processus. On peut découper le processus du KM en deux grands types d'actions : la gestion des connaissances existantes et la création de nouvelles connaissances. La figure suivante identifie les fonctions qu'une plateforme de KM doit offrir [G. Balmisse, 2006] :

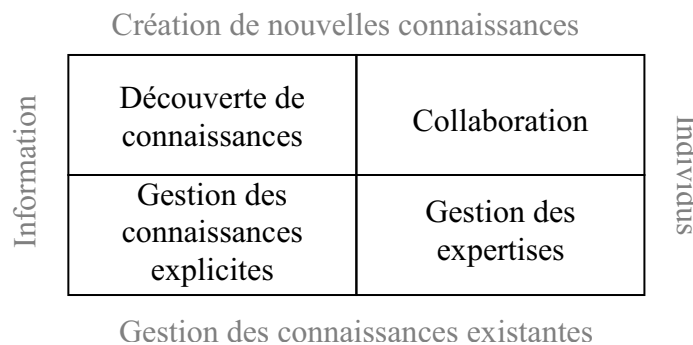


Figure 5-2 : Les quatre fonctions d'une plateforme de KM

1.3.1- Gestion des connaissances explicites

La base de connaissances constitue le cœur de cette fonction dont la vocation est de faciliter : l'alimentation de la base de connaissances, l'organisation de la base de connaissances et l'utilisation du contenu de la base de connaissances. Dans le cadre de l'alimentation de la base de connaissances, la plateforme de KM doit fournir des fonctionnalités facilitant la création et la publication et l'accès aux connaissances. Le renouvellement de la base peut être facilité de différentes manières comme la mise à disposition de fonctionnalités de commentaires, permettant aux utilisateurs de donner leur avis sur la pertinence des informations qu'ils ont trouvé. Le système d'organisation de la base de connaissances repose sur des représentations conceptuelles plus ou moins structurées de la connaissance (taxonomies, thésaurus et ontologies) de manière à pouvoir organiser l'information dès son introduction dans la base.

1.3.2- Découverte de connaissances

Son objectif est de faciliter la création de connaissances, à partir de l'analyse des informations inexploitées, contenues dans les systèmes d'information. Pour ce faire, la plateforme de KM va s'appuyer sur la recherche des connaissances explicites, ensuite classifier et découvrir les connaissances tacites et indirectes. Pour y parvenir, la plateforme de KM va largement s'appuyer sur les technologies de Datamining, dont la vocation est de faire de l'extraction de connaissances, de la classification automatique et de visualisation de l'information. Ces technologies vont permettre à l'utilisateur d'avoir une vision plus claire sur le contenu d'un gros corpus de documents et de bases de données, dans lequel il pourra naviguer graphiquement, guidé par la mise en relief des concepts importants.

1.3.3- Gestion des expertises

Cette fonction de la plateforme de KM a pour vocation de faciliter la localisation et la mobilisation de l'expertise, aussi mettre en relation l'expert et le demandeur, et capitalise les échanges pour une réutilisation ultérieure possible par d'autres collaborateurs. La localisation

d'expert repose sur un annuaire dans lequel sont décrits les différents domaines d'expertises des collaborateurs. Les outils de localisation d'expertise sont utilisés pour leur capacité de mise en relation, de capitalisation et de suivi des interactions. Ainsi, ces outils participent activement au transfert des connaissances au sein de l'entreprise.

1.3.4- Collaboration

Cette fonction peut être caractérisée par trois éléments distinctifs : la production, la coordination et la communication. Ces trois éléments caractéristiques permettent de définir trois espaces fonctionnels correspondants : espace de production (produits, données) qui offre une vue statique, espace de coordination (acteurs, activités et tâches) offrant une vue dynamique et enfin l'espace de communication qui offre aux acteurs du système la possibilité d'échanger de l'information, c'est le support des échanges.

2- Panorama des outils de KM

2.1. Typologie de l'offre

Plusieurs catégories d'outils concourent à soutenir les quatre fonctions d'une plateforme de KM (figure 5-3). Nous allons présenter chacun de ces types d'outils ainsi qu'une liste des principales solutions commerciales disponibles sur le marché, pour chaque type de solution, des alternatives Open Source plus ou moins compétitives sont proposées.

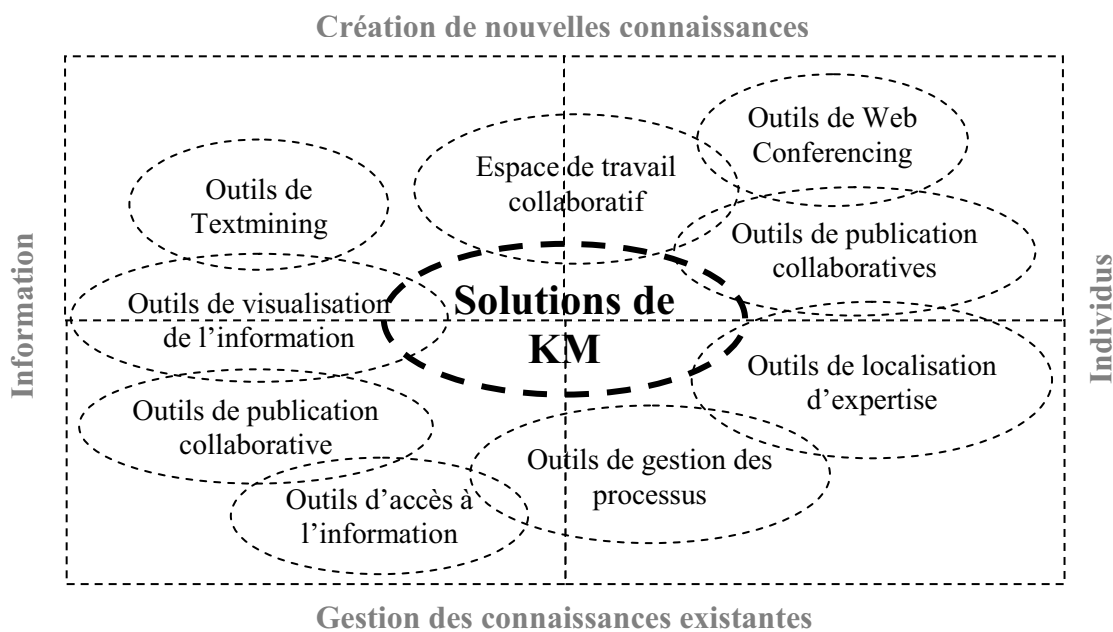


Figure 5-3 : Panorama des outils du KM

Le tableau suivant présente les principales catégories des outils de KM, leurs fonctionnalités de base ainsi que quelques suites de logiciels dans chaque catégorie et leurs éditeurs [G. Balmisse, 2006] :

Type d'outils	Taches assurées.	Exemple de solutions logicielles disponibles	
		Éditeur	Logiciel
Outils d'accès à l'information	<ul style="list-style-type: none"> ▪ Accès à la connaissance explicite ▪ Technologies des moteurs de recherche 	Oracle	Secure Enterprise Search
		Entopia	Entopia Enterprise Search
Outils de visualisation de l'information	<ul style="list-style-type: none"> ▪ Faciliter la compréhension des d'informations volumineuses et la découverte de nouvelles connaissances. ▪ Faciliter la communication de l'information par des représentations graphiques 	Mindjet	MindManager Pro 6
		Visual analytics Inc	VisuaLinks 4.0
Outils de text mining	Facilitent la découverte de connaissances par : <ul style="list-style-type: none"> ▪ La classification ▪ Le résumé automatique ▪ L'extraction de connaissances ▪ Les suites logicielles de Textmining 	Outils de classification de SPSS	LexiQuest Categorize
		Outil de résumé automatique de Pertinence Mining	Pertinence Summarizer
		Outils d'extractions de connaissances de I2	i2 TextChart
		Outil de Textmining de SAS	SAS Text Miner
Outils de gestion des processus	Faciliter la modélisation des processus et utilisation des Workflow	Outils de modélisation des processus de IDS Sheer	Aris Design Platform
		Outils de Workflow de la compagnie FileNet	Business Process Manager
Outils de localisation d'expertise	<ul style="list-style-type: none"> ▪ Recherche d'experts ▪ Mise en relation des individus et capitaliser les connaissances échangées 	Sopheon	Accolade
		Agilience	MetaMail
Outils de travail collaboratif	<ul style="list-style-type: none"> ▪ La gestion de contenu ▪ La gestion de projet ▪ Le partage d'application ▪ La communication 	IBM/Lotus	QuickPlace
		Intralinks	On-Demand Workspaces
Outils de web conferencing	<ul style="list-style-type: none"> ▪ Collaboration à distance et en temps réel ▪ Le e-meeting : réunions ... ▪ Le e-training : enseignement à distance ▪ Le e-presentation (webinar) : conférences ou séminaires sur le web 	IBM/Lotus	Lotus Web Conferencing
		Microsoft	Live Meeting
Outils de publication collaborative	<ul style="list-style-type: none"> ▪ Offrir les fonctionnalités du cycle de publication de documents (systèmes de gestion de contenu, blogs, wikis ...) ▪ Séparer la forme du fond pour que les utilisateurs se concentrent sur leur contenu ▪ Offrir des modèles de présentation prédéfinis 	Outil de gestion de contenu de Xerox	Siter DocuShare
		L'éditeur des Wiki de Socialtext	Socialtext Workspace
		L'éditeur des blogs de BlogSpirit	BlogSpirit
Les Solutions de KM	<ul style="list-style-type: none"> ▪ Modélisation et partage des connaissances. ▪ Édition d'ontologies 	Gestion de connaissances de Ardans	Knowledge Maker
		Éditeurs des ontologies de SchemaLogic	Enterprise suite
		Outil de partage de connaissances de Knowings	Knowledge Manager
		Outil académique de l'université Stanford	Protégé 2000

Tableau 5.1 : Les principales catégories des outils KM

2.2. Tendances et perspectives

Jusqu'à présent les organisations se sont concentrées sur l'utilisation de l'informatique comme support à la gestion de l'information. Cette orientation « information » est loin de la gestion de l'expertise dans l'entreprise. Une telle évolution des besoins a poussé vers l'adoption d'une vision centrée sur les collaborateurs et non sur les informations, de passer d'une logique individualiste à une logique plus collective. Trois grands phénomènes vont générer de nouvelles façons de développement des KM :

- **La convergence des différentes technologies du KM :** Initié en 2002 par des opérations de fusions-acquisitions, suite au rapprochement des solutions de travail collaboratif et celles de la gestion de contenu, dans le but de mettre en place des solutions progiciels de KM.
- **La socialisation des outils :** la construction d'un environnement technologique dans lequel informations et individus seront complètement et parfaitement interconnectés, changeant ainsi radicalement notre manière de communiquer, d'interagir et de collaborer. Cella est le but des outils de collaboration.
- **L'individualisation des outils :** les logiciels visent de plus en plus les besoins individuels des collaborateurs. Actuellement, des outils personnels de productivité, de gestion de l'information, de communication et de partage des connaissances commencent à voir le jour. Ces outils offrent aux collaborateurs la possibilité de ne plus être tributaire des choix technologiques de leur organisation.

3- Les outils et plateformes RàPC

Un outil du raisonnement à partir de cas est un logiciel qui peut être utilisé pour développer plusieurs applications qui requièrent l'intégration de la méthodologie du raisonnement à base de cas. Ces cadres de travail facilitent la réutilisation de leur conception et leur mise en œuvre dans le développement des logiciels et environnement RàPC personnalisés.

Depuis la fin des années 70, de nombreuses applications RàPC ont été développées par les instituts de recherche ou des entreprises industrielles en afin de résoudre les problèmes de domaine spécifique. Actuellement il existe plusieurs outils et plateformes qui ont été développés pour faciliter la construction d'une application RàPC par des utilisateurs non-programmeur. La plupart de ces outils visent à fournir Interfaces de programmation d'applications (API) dotés d'un ensemble d'algorithmes et méthodes RàPC. Leurs fonctionnalités ont été généralement limitées à des utilisations et domaines spécifiques, et en se limitant aux algorithmes disponibles dans ces plateformes. Mais la personnalisation de ces environnements de développement, pour fournir aux utilisateurs un outil plus conforme à leurs besoins et critères, a fait émerger les plateformes Open source, qui au plus de leurs grandes possibilités de personnalisation, épargne aux experts et programmeurs un grand temps de développement des tâches standard, et surtout initié à un travail collaboratif donnant la possibilité à cette plateforme de mûrir le plus rapide possible [E. Abdrabou et Al, 2008].

Une plateforme peut être considérée comme une application incomplète où l'utilisateur n'a qu'à développer ces classes spécifiques pour avoir une application complète. Les plateformes basées sur la programmation modulaire permettent également le développement de prototypes qui pourraient être prorogés par la spécialisation ou la composition, avec de grandes possibilités d'amélioration par l'ajout de nouveaux composants [Ibidem].

4. Quelques plateformes modulaires

Il existe plusieurs plateformes basées sur la modularité orientée objet, on cite par exemple [Ibidem] :

4.1- CBR*Tools

C'est une plateforme orientée objet pour les systèmes RàPC, conçue par le langage UML, et écrite en Java. Elle offre un ensemble de classes abstraites pour modéliser les principaux concepts nécessaires pour le développement des applications intégrant les techniques du raisonnement à partir de cas : le cas, la base de cas, les indexes, les mesures de similarité, le contrôle de raisonnement ...etc. elle offre également un ensemble de classes concrètes qui implémentent quelques méthodes traditionnelles (l'indexation par les KD-arbre, approches l'indexation basées sur les réseaux neurones, des mesures similarités standard ...). CBR*Tools contient plus de 220 classes réparties en deux principales catégories: le package noyau pour les fonctionnalités de base, et le package spécifique de gestion des situations spécifiques. La programmation d'une nouvelle application est faite par la spécialisation des classes, agrégation des objets ou en utilisant les paramètres des classes existantes.

CBR*Tools intègre toutes les étapes du RàPC : extraire, réutiliser, réviser et mémoriser les cas. Chaque classe définit une interface abstraite d'une étape du raisonnement alors que la classe Reasoner définit la façon de contrôler le raisonnement. La classe de chaque étape doit être spécialisée pour implémenter un raisonnement spécifique. Afin de vérifier la consistance de l'implémentation des étapes de raisonnement, et les objets du raisonnement, la classe ReasonerFactory est fournie. La figure suivante montre le diagramme de classe de la plateforme CBR*Tools.

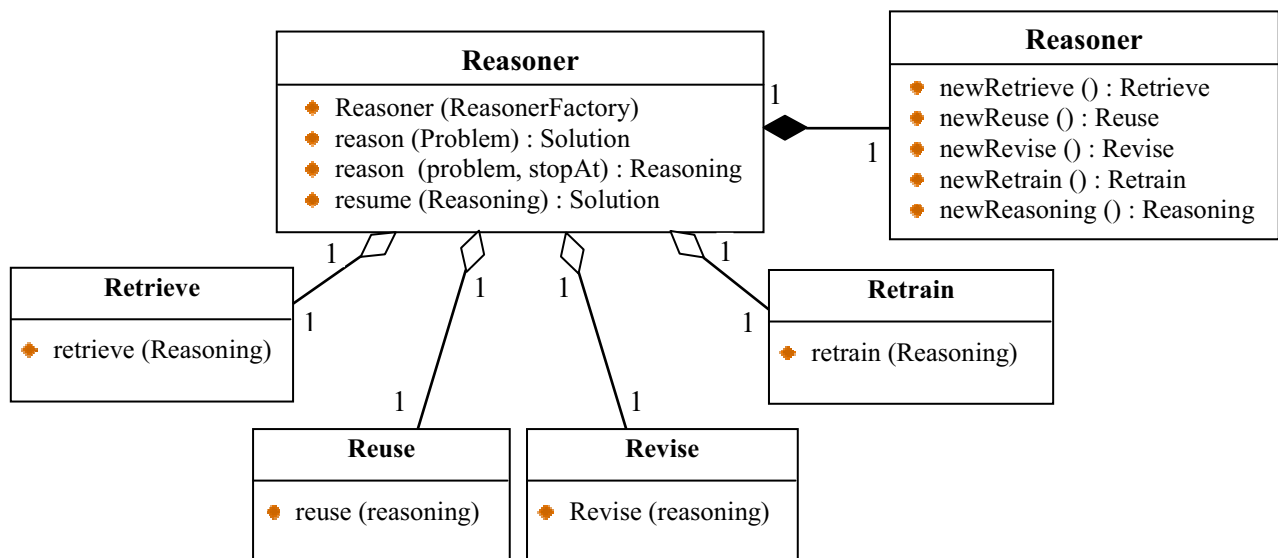


Figure 5.4 : Le diagramme de classes de la plateforme : CBR*Tools [Ibidem]

4.2- CAT-CBR

La plateforme CAT-CBR fait appel à une bibliothèque de composants RàPC pour guider l'utilisateur dans le développement de son application. Ces composants décrivent les différentes tâches qui peuvent apparaître dans un système de RàPC ainsi que les méthodes de résolution correspondantes à ces tâches. Le langage « Universal Problem-solving Methods Language (UPML) » a été utilisé pour décrire les composants RàPC utilisés dans la plateforme. CAT-CBR fait recours à deux procédés pour permettre aux utilisateurs de développer une application RàPC : le processus de configuration et le processus de mise en œuvre. Le processus de configuration se concentre sur la sélection des différentes composantes et de leur connexion afin de spécifier une application. CAT-CBR a un outil interactif où les utilisateurs choisissent les composants à inclure dans une application. Cet outil est construit sur un système RàPC qui guide et soutient les utilisateurs pendant le processus de configuration. Le processus de mise en œuvre prend une spécification d'une application et génère une application exécutable. La figure suivante montre le processus de développement d'un système RàPC.

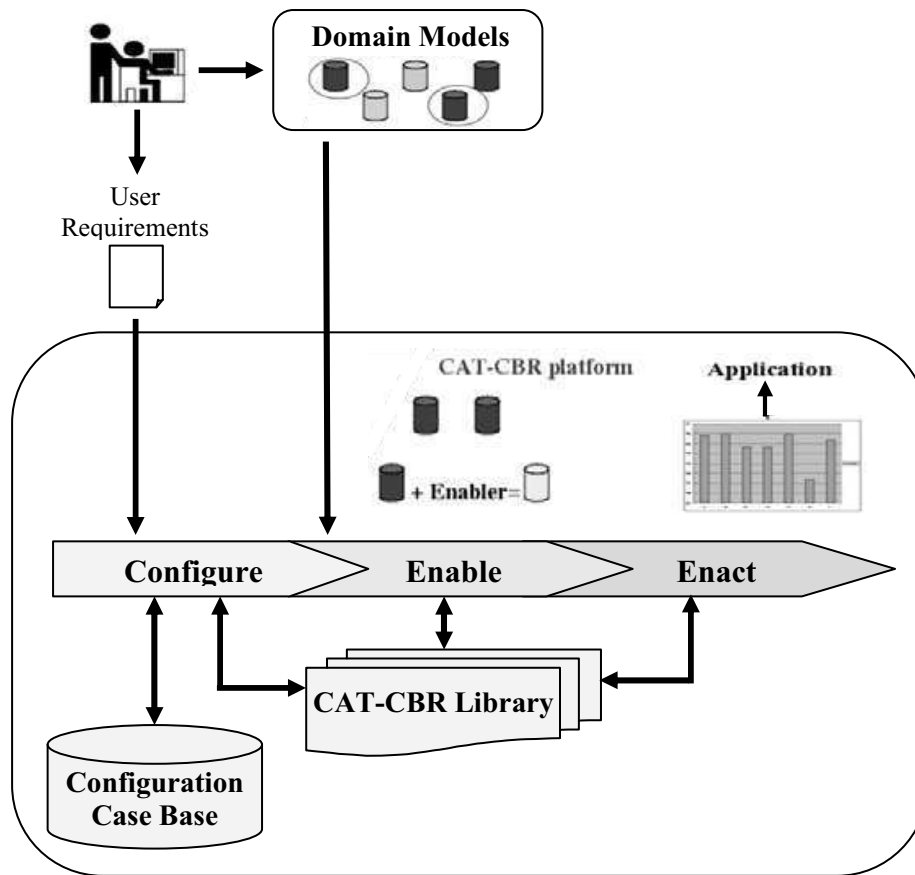


Figure 5.5 : Le Processus du CAT-CBR pour le développement d'un système RàPC [Ibidem]

L'objectif de l'étape de configuration consiste à décider la technique à utiliser dans le système RàPC. Seules les informations sur les objectifs généraux, et la performance du système RàPC à développer sont nécessaires. Comme résultat de l'étape de configuration, les utilisateurs auront un système RàPC configuré, sous forme d'une décomposition tâche-méthode des composantes de la bibliothèque CAT-CBR. Ce système configuré spécifie également les modèles utilisés par chaque méthode.

L'objectif de l'étape « Enabled » consiste à relier le système configuré avec le domaine d'application réel. Dans cette étape, les utilisateurs ont deux options, premièrement, ils peuvent affecter les modèles réels que la configuration doit réaliser, deuxièmement, ils peuvent utiliser les méthodes d'acquérir ces modèles que la configuration a besoin et qu'ils ne sont pas disponibles actuellement. Enfin dans l'étape « Enact », la configuration et les modèles seront traduits en un code exécutable, par des fonctions en langage Lisp. Une fois la configuration est opérationnelle, l'application peut fonctionner pour résoudre de nouveaux problèmes.

4.3- L'outil IUCBRF

La plateforme IUCBRF (Indiana University Case-Based Reasoning Framework) est une solution Open source écrite en Java, développée dans le but de faciliter le développement rapide et modulaire des systèmes RàPC. Cette plateforme à l'aspect beaucoup plus général, ce qui la rend indépendante du domaine d'utilisation finale ; Ainsi, la réadaptation de IUCBRF est plus facile, puisque les développeurs seront libérés de tout effort sauf celui de l'insertion des aspects spécifiques du domaine d'utilisation de ce système. En plus, IUCBRF a été développé pour des fins pédagogiques, dans l'objectif de faciliter l'enseignement de la méthodologie du RàPC, en supprimant une grande partie de la charge de la mise en œuvre des systèmes pédagogiques

pertinents, ce qui permettra aux étudiants d'apprendre par l'expérimentation [S. Bogaerts et Al, 2005].

La plateforme IUCBRF fournit une infrastructure de base pour l'implémentation des composants de la majorité des étapes du cycle RàPC. Les implémentations existent pour les composants tels comme : la définition du domaine, le stockage de la base de cas, la recherche, la proposition d'une solution par l'adaptation des cas similaires trouvés ou par la méthode de référence, le suivi des performances, et la maintenance de la base, ainsi qu'une interface graphique complète et même personnalisable.

Description de la situation courante

The screenshot shows a window titled "House Appraisal" with the following sections:

- House Description:**

Size	2,994.65 ft ²
Age	24 years
Local traffic congestion	Severe
Property tax rate	31%
Violent crime rate, per 1000 people	21.76
- Similar Houses:**

House 16	Size: 3,018.29 ft ²
House 166	Age: 14 years
House 182	Local traffic congestion: Severe
House 180	Property tax rate: 39%
House 1	
- Result (reference):**

Market value	\$554,713.42
--------------	--------------
- Result:**

Market value	\$554,738.96
--------------	--------------
- Solution Judgment:**

Solved well: true
Quality rating: 0.999967453401711

Annotations in the image:

- Red arrow pointing to the title bar: "Description de la situation courante"
- Red arrow pointing to the "Similar Houses" list: "Cas similaire"
- Red arrow pointing to the details of the selected case (House 166): "Détails du cas sélectionné"
- Red arrow pointing to the "Result (reference)" and "Result" tables: "Solution par la méthode de référence"
- Red arrow pointing to the "Solution Judgment" section: "Évaluation de la solution après adaptation"
- Red arrow pointing to the "Result" table: "Solution par adaptation des cas similaires"

Figure 5.6 : Exemple d'interface de la plateforme IUCBRF (problème d'évaluation de l'immobilier)

La figure au-dessus fournit des illustrations sur : Les caractéristiques des problèmes et leurs solutions possibles, des métriques de similarité et de recherche, les techniques d'adaptation des cas trouvés, des crochets sur les approches alternatives de résolution des problèmes et enfin l'évaluation la qualité des solutions proposées. Il existe des implémentations standard des composants de la plateforme, ainsi qu'une facile extensibilité pour la création des implémentations dépendantes du domaine. De telles extensions personnalisées sont plus susceptibles d'être requises pour certaines fonctionnalités que d'autres. Par exemple, pour la fonctionnalité de base des systèmes RàPC, qui est la recherche basée sur les similarités, la moyenne simple pondérée et les techniques d'adaptation par le vote majoritaire sont disponibles, mais plusieurs domaines exigent des approches plus fines.

4.4- L'outil MyCBR

C'est une plateforme RàPC open source, développée dans le centre allemand de recherches sur l'intelligence artificielle, pour les besoins d'un outil simple et puissant de prototypage des applications RàPC pour les domaines d'enseignement, de recherche et des petites industries, avec un effort minimal. Cet outil peut être modifié facilement pour implémenter de nouveaux algorithmes. Les versions courantes de MyCBR visent surtout l'étape d'extraction et recherche des cas, du processus de RàPC, en utilisant les mesures de similarité, puisque cette étape reste toujours la fonctionnalité de base de toutes applications RàPC. Malgré que les premiers systèmes RàPC était

fondés sur des distances métriques simples. Actuellement, plusieurs de ces systèmes des mesures de similarités très sophistiquées, basées sur les connaissances et ontologies.

L'objectif principal de MyCBR est de minimiser l'effort de développement des applications qui requièrent des mesures de similarités basées sur les connaissances intensives. Cette plateforme fournit aussi une interface graphique confortable, assurant la modélisation de plusieurs mesures de similarités spécifiques aux types d'attributs, et donnent la possibilité d'évaluation de la qualité des résultats de recherche. Aussi, dans le but de réduction des efforts fournis dans la procédure de définition d'une représentation appropriée des cas, MyCBR inclut des outils pour la génération de la représentation des cas à partir des champs de données existants [A. Stahl et Al, 2008].

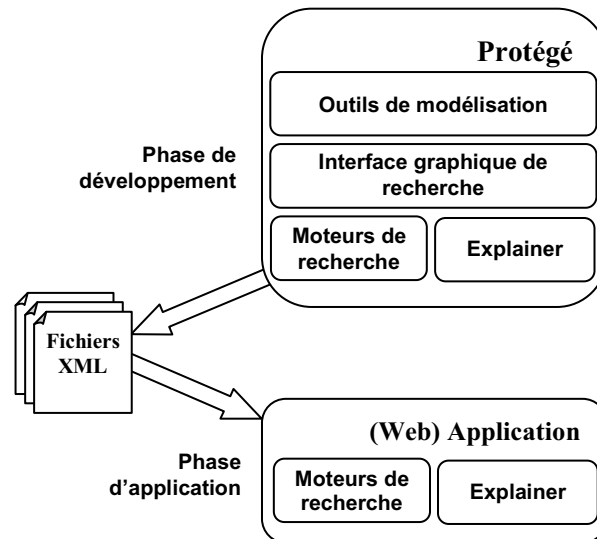


Figure 5.7 : Architecture de MyCBR [A. Stahl et Al, 2008]

4.5- Notre choix : la plateforme JColibri

La plateforme open source d'applications RàPC JColibri comprend une hiérarchie de classes Java en plus d'un certain nombre de fichiers XML. La plateforme est organisée autour de quatre éléments principaux : les tâches et méthodes, la base des cas, les cas et les méthodes de résolution de problèmes [J-A. Recio-Garcia et Al, 2006].

- Les tâches et les méthodes : les fichiers XML expliquent les tâches supportées par la plateforme et les méthodes de résolution de ces tâches. Les tâches sont les éléments-clés qui représentent l'objectif des méthodes, et peuvent les identifier par leurs noms et leurs descriptions dans un fichier XML. Les utilisateurs peuvent ajouter la tâche à la plateforme à tout moment.
- Base de cas : JColibri a une interface d'organisation de la mémoire, qui assure que toute base de cas peut être lue en mémoire pour l'utiliser dans le système RàPC. Il n'est pas fonctionnel pour les bases de taille grande. JColibri implémente une nouvelle interface qui permet l'extraction des cas adéquats en réponse à une requête SQL. Une deuxième couche de la base de cas est une structure de données qui organisera les cas après leur stockage dans la mémoire. L'approche des deux couches est assez efficace pour permettre la mise en place de différentes stratégies d'extraction des cas.
- Cas : JColibri représente les cas de manière très simple. Un cas est un individu qui a des relations avec les d'autres individus. La plateforme est supportée par différents types de données qui définissent un simple cas.
- Méthodes de résolution des problèmes : JColibri traite la méthodologie du RàPC comme suite :
 - ☞ Extraction : le but principal des méthodes de cette catégorie est de trouver les similarités entre les cas. La fonction de similarité peut être paramétrée par le biais de la configuration du système.

- ☞ Réutilisation : une conception complète ou adaptée des cas choisis est fournie.
- ☞ Révision : il n'est pas pris en charge par la plateforme JColibri.
- ☞ Mémorisation : le processus de mise à jour de la base des cas est totalement fondé sur l'implémentation de la base de cas.

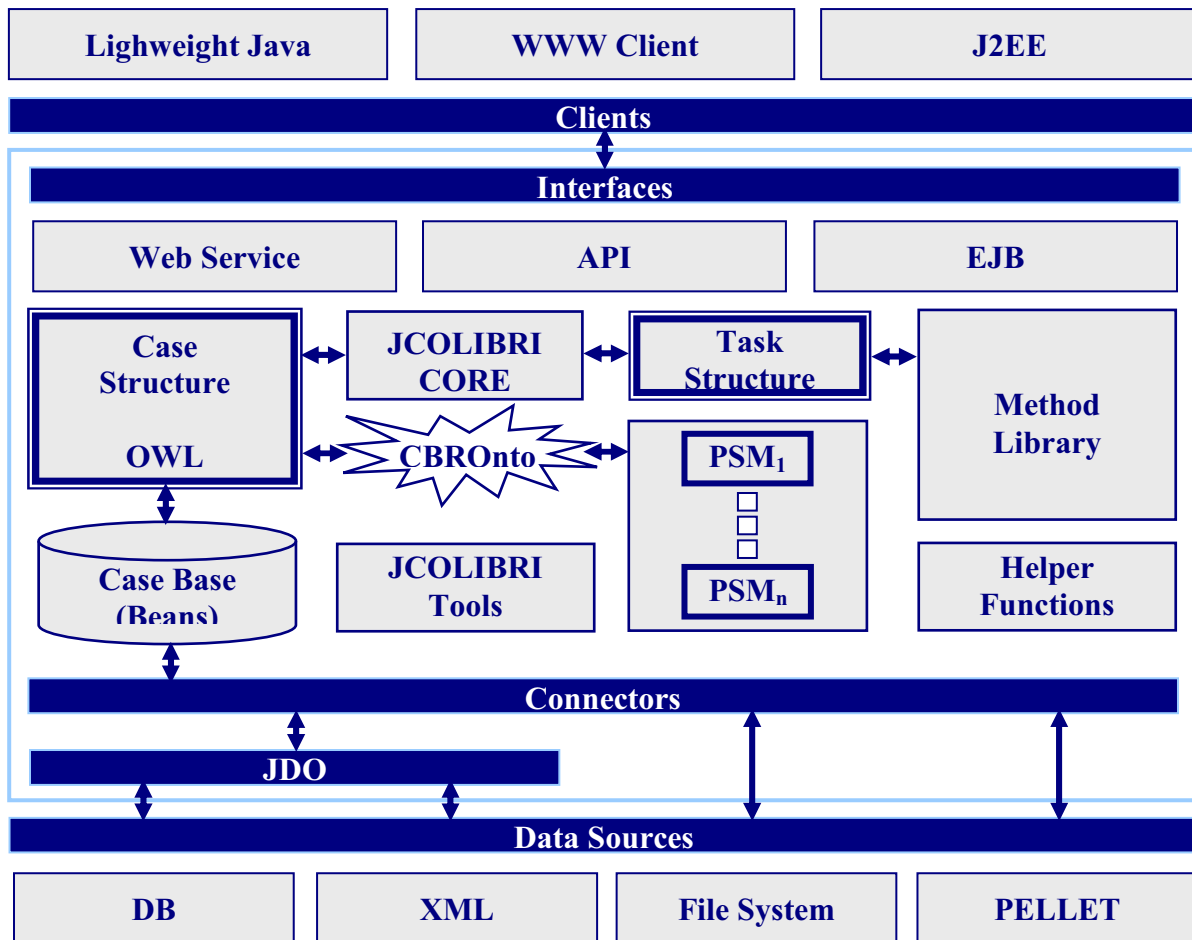


Figure 5.8 : La Structure de la plateforme JCOLIBRI 2 [J-A. Recio-Garcia et Al, 2006]

On a choisi la plateforme Open Source JCOLIBRI puisqu'elle est parmi peu de plateformes qui intègrent toutes les phases du cycle du RàPC. Aussi cette plateforme est développée en utilisant le langage puissant Java, et elle est bien modulée, et assez documentée et son implémentation est basée sur les techniques récentes de la programmation orientée objet, ce qui facilitera aux utilisateurs la personnalisation des classes et interfaces de JCOLIBRI suivant leurs besoins spécifiques. La représentation de l'ontologie du domaine d'étude est faite en utilisant l'éditeur d'ontologies Protégé 2000.

5- L'éditeur d'ontologies Protégé 2000

L'éditeur Protégé, distribué en open source par l'université de l'informatique médicale de Stanford, est un éditeur qui permet de construire une ontologie pour un domaine donné, de définir des formulaires d'entrée de données, et d'acquérir des données à l'aide de ces formulaires sous forme d'instances de cette ontologie. Protégé est également une librairie Java qui peut être étendue pour créer de véritables applications à bases de connaissances en utilisant un moteur d'inférence pour raisonner et déduire de nouveaux faits par application de règles d'inférence aux instances de l'ontologie et à l'ontologie elle-même (Méta-raisonnement). Les logiques de description permettent de définir les bases logiques des différents formalismes de représentation de la connaissance tant sur le plan de la représentation que sur le raisonnement. Dans les formalismes de représentation de la

connaissance, il est souvent nécessaire de restreindre l'expressivité pour rendre certains types de raisonnement, tels que la classification automatique, faisable (« tractable ») [F. Lapique, 2006].

Protégé a été fondé sur le langage RDF (Resource Description Framework). La structure fondamentale de toute expression en RDF est une collection de triplets, chacun composé d'un sujet, un prédicat et un objet ; permettant de donner du sens aux informations stockées sous la forme de ces triplets. Mais, le RDF peut dans certain cas se révéler comme une approche insuffisante, vu les limites qu'il montre lors de la représentation des connaissances du domaine à modéliser. Pour cela, le W3C (World Wide Web Consortium) a mis au point OWL (Web Ontology Language), un langage qui se compose de trois sous-langages proposant une expressivité croissante, chacun conçu pour des communautés de développeurs et des utilisateurs spécifiques : OWL Lite, OWL DL (OWL with Description Logic Reasoner), OWL Full. Chacun est une extension par rapport à son prédécesseur plus simple [Ibidem] :

- Le langage OWL Lite répond à des besoins de hiérarchie de classification et de fonctionnalités de contraintes simples de cardinalité 0 ou 1. Une cardinalité 0 ou 1 correspond à des relations fonctionnelles, par exemple, une personne a une adresse. Toutefois, cette personne peut avoir un ou plusieurs prénoms, OWL Lite ne suffit pas pour cette situation.
- Le langage OWL DL concerne les utilisateurs qui souhaitent une expressivité couplée au maximum à la complétude du calcul (cela signifie que toutes les inférences seront assurées d'être prises en compte) et la décidabilité du système de raisonnement (c'est-à-dire que tous les calculs seront terminés dans un intervalle de temps fini).
- Le langage OWL Full se destine aux personnes souhaitant une expressivité maximale. Il a l'avantage de la compatibilité complète avec RDF/RDFS (RDF Schema), mais l'inconvénient d'avoir un haut niveau de capacité de description ; quitte à ne pas pouvoir garantir la complétude et la décidabilité des calculs liés à l'ontologie.

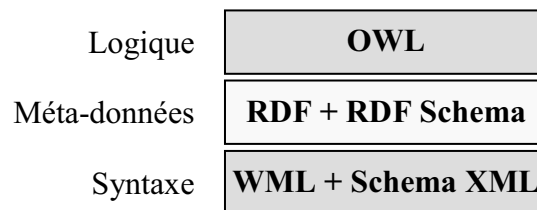


Figure 5.9 : Les trois couches de base des ontologies et Web sémantique [F. Lapique, 2006]

XML, RDF et OWL constituent les trois couches de base du Web Sémantique : XML est le support de sérialisation sur lequel s'appuient RDF et OWL pour définir des structures de données et les relations logiques qui les lient. Il est possible de transformer un modèle de données UML en une ontologie à l'aide de l'éditeur d'ontologies Protégé.

6- Comparaison entre les plateformes RàPC

Produit Éditeur	Outils de développement	Représentation	Recherche	Adaptation	Interface
CBR*Tools <i>INRIA, France</i>	Conception orientée objet (UML), Langage Java	Indexation par les K-D arbres Indexation par situation comportementale	Remémoration des cas : abstraits, concrets, potentiels Les K-plus proche voisin	Formule d'adaptation par moyenne pondérée	Interface graphique modulaire (bibliothèque des API)
CAT-CBR <i>Institut de recherche en IA, Espagne.</i>	Langage « Universal Problem-solving Methods Language » (UPML)	Représentation suivant les modèles du domaine (ontologies ...)	Les K-plus proche voisin, arbres de decision, les PSM (problem solving methods)	Adaptation constructive	Éditeur graphique des composants. Implémentée dans la plateforme NOOS
IUCBRF <i>Indiana University Case-Based Reasoning Framework, USA</i>	Langage Java	Base de cas plate, Base de cas B-tree	Les K-plus proche voisin, possibilité de personnalisation	Non adaptation, moyenne pondérée, vote majoritaire, possibilité de personnalisation	Interface graphique modulaire (packages)
MyCBR <i>German Research Center for Artificial Intelligence, (DFKI)</i>	Modules Java Plug In dans l'éditeur Protégé 2000	Données sous format XML ou CSV	Différentes mesures de similarité spécifiques aux attributs	Inexistant	Interface graphique standardisé, difficile à personnaliser
JColibri <i>GAlIA(group for artificial intelligence applications), Espagne</i>	Langage java Fichiers XML	Données textuelles semi structurées. Ontologies du domaine	Une bibliothèque large de méthodes de recherche. Possibilité d'intégration des méthodes utilisées dans l'outil MyCBR	Adaptation par proportion directe Possibilité de personnalisation	Interface graphique personnalisable

Tableau 5.2 : Comparaison entre les plateformes graphiques du RàPC

7- Autres Shells RàPC

Chacune des applications présentées ci-dessus contient des méthodologies spécifiques de modélisation des connaissances pour permettre d'assister la prise de décision. Il est à préciser que cette présentation n'a rien d'exhaustif, et qu'elle ne prend en compte que quelques Shells assez répandus pour donner un aperçu de ce qui se fait actuellement dans le domaine. On peut enrichir cette liste par les Shells suivants :

- Eclipse : De Haley entreprises, cet outil implémente une fonctionnalité de chaînage logique écrite en C par la NASA, optimisés ensuite en un chaînage avant en utilisant l'algorithme Rete et le C++. Eclipse est disponible pour le système d'exploitation DOS, Windows, UNIX et certains environnements mainframe. Le Easy Reasoner est un module RàPC d'Eclipse qui offre des fonctionnalités similaires à celles des moteurs d'inférence. Eclipse est disponible uniquement comme une bibliothèque C (i.e., pas de interface de développement), et est donc adapté aux programmeurs C expérimentés. Lors de l'introduction des données d'un cas, Eclipse peut ignorer le bruit dans les mots et utilise des trigrammes pour faire face aux fautes d'orthographe. Une fois les cas ont été trouvés, ils peuvent être revendiqués comme des objets Eclipse pour leur adaptation par des bases de règles spécifiques [I. Watson, 1996].
- ESTEEM : de Esteem Software Inc, a été initialement développé en Intellicorp's Kappa-PC. Ces dernières versions sont écrites en C++ et disposent de leur propre moteur d'inférence permettant aux développeurs de créer des règles d'adaptation. ESTEEM supporte les hiérarchies des cas qui aident à la limitation de la recherche. ESTEEM supporte également les applications qui accèdent à plusieurs bases de cas et des cas imbriqués. Cela signifie que l'on peut référencer une autre base de cas par le biais d'un attribut clé d'un cas. ESTEEM fournit également le contrôle du processus d'induction (ID3) par la fonction de comptage, fonction de calcul pondérée, calcul par déduction. La recherche par les K-plus proches voisins est également supportée. ESTEEM fonctionne sur PC Windows, il comprend cinq éditeurs simples qui définissent : les cas, les mesures de similarité personnalisées, et la recherche, les règles d'adaptation, l'importation de données à partir des fichiers de bases de données ASCII, et créer des interfaces utilisateur simple basé sur les fenêtres [I. Watson, 1996].
- Kate : conçue par AcknoSoft, KATE utilise un algorithme des plus proches voisins pour la recherche des cas similaires. Au cours de la recherche, les mesures de similarité et les vecteurs des poids d'attributs peuvent être personnalisés pour une meilleure spécification des besoins de l'application. KATE combine le plus proche voisin avec les inductions dynamiques. KATE a également un module de Datamining qui aide à acquérir des connaissances cachées sur les cas, générant automatiquement des arbres de décision depuis les bases de cas [J-M. Abasolo, 2004].
- ReMind : développée par Cognitive Systems Inc, cette plateforme dispose de deux versions : la première est une bibliothèque en langage C qui peut être ajoutée dans une autre application, et la seconde est un environnement de développement complet. Remind ne peut pas traiter les cas structurés, et la méthode d'induction qu'elle utilise ne fonctionne pas correctement avec les bases de cas ayant un nombre de valeurs manquantes important. Pour l'étape de recherche, Remind offre différentes méthodes alternatives : les plus proches voisins, deux types d'induction (simple et dirigée par les connaissances) pour générer des arbres de décision, ainsi que des requêtes de base de données traditionnelles. Cette plateforme assure l'adaptation des cas par les règles logiques et permet l'apprentissage des cas (réutilisation), Remind explique aussi pourquoi les cas trouvés ont été sélectionnés [J-M. Abasolo, 2004].
- ReCall : cette plateforme est développée en C++ par la compagnie Isoft, et combine les plus proches voisins avec des méthodes inductives. ReCall utilise une description orientée objet qui permet une représentation structurée des connaissances du domaine, des cas incomplets et des connaissances incertaines. Cette plateforme permet la communication avec les applications et les bases de données externes. ReCall inclut des éditeurs graphiques pour définir les objets, les relations entre ces objets, les taxonomies et les règles d'adaptation [J-M. Abasolo, 2004].

Une comparaison entre les Shell du RàPC est fournie dans le tableau suivant :

Produit Éditeur	Plates-formes	Représentation	Recherche	Adaptation	Interface
Eclipse <i>The Haley Enterprise</i>	Tout environnement ANSII C	Attribut à valeur plate. Gamme complète de types de variables	Les K-plus proches voisins	Fonctions, règles et autres techniques de gestion des connaissances	Aucune interface, il est seulement fourni en tant qu'une bibliothèque C
ESTEEM <i>Esteem Software Inc.</i>	PC Windows UNIX & X Motif	Les cas peuvent être classés hiérarchiquement ou imbriqués	Les K-plus proches voisins, et recherche inductive (ID3)	Fonctions et règles	GUI Builder
KATE <i>AcknoSoft</i>	PC Windows & UNIX	Les cas hiérarchiques	Les K-plus proches voisins, et l'induction (ID3)		Interface ToolBook personnalisable
ReCall <i>ISoft</i>	PC Windows & UNIX	Les cas hiérarchiques avec relations	Les K-plus proches voisins, et l'induction	Deamons	Environnement de développement graphique
ReMind <i>Cognitive Systems Inc.</i>	PC Windows Mac & UNIX	Base de cas plate & hiérarchique, classée par symboles	Les K-plus proches voisins, et l'induction (CART) & recherche de modèle	Formules	Interface de développement personnalisable

Tableau 5.3 : Comparaison entre les outils Shell du RàPC [I. Watson, 1996]

Conclusion

Les outils KM ne visent pas seulement à conserver les connaissances, mais il faut également et surtout les faire vivre, les transmettre et les développer, en mobilisant le personnel de l'entreprise. Les approches Open Source aideront à faire mûrir rapidement les besoins de solutions fiables, grâce au travail collectif et collaboratif de la communauté des développeurs et utilisateurs. Aussi, chacun peut commencer le développement individuel de sa version personnelle d'un produit Open Source, puisque les tâches standard seront déjà implémentées. Aussi, la mise en marche est moins contraignante pour les entreprises (pas de licences ni coûts ...) et l'obtention des premiers résultats est très rapide. Pour cela, et pour bénéficier de l'expérience de plonger dans une plateforme Open Source, et essayer de l'étudier et de la comprendre, et ensuite la personnaliser, on a choisi d'utiliser une plateforme Open Source pour implémenter notre approche.

Plusieurs plateformes Open Source pour la gestion des connaissances basée sur le RàPC existent, nous avons choisi la solution Open-Source JCOLIBRI, et l'éditeur d'ontologies Protégé 2000 pour représenter l'ontologie du domaine étudié. Dans le chapitre suivant, on va expliquer les étapes de l'approche d'hybridation RàPC-DataMining proposée dans ce mémoire. Le dernier chapitre sera consacré à l'implémentation et la validation des résultats de notre démarche.

CHAPITRE 6

NOTRE DÉMARCHE :

HYBRIDATION RàPC DATAMINING

Résumé :

Dans ce chapitre nous présenterons le fondement théorique de l'approche proposée. Notre solution est basée sur le RàPC, comme méthodologie de capitalisation et de gestion des connaissances ; et sur des solutions issues du domaine de Datamining ; dans le but de créer une mémoire d'entreprise du domaine de diagnostic industriel.

Nous présentons d'abord le cadre général de notre démarche, ensuite nous proposons un processus RàPC pour l'élaboration d'une telle solution en utilisant : les ontologies des connaissances générales du domaine ; des algorithmes de clustering mappé, ainsi qu'un algorithme de recherche de cas similaires, basé sur diverses mesures de similarité, associées à la fois aux types et modalités des attributs de la base des cas, et à l'ontologie du domaine. Une validation théorique de notre processus sera proposée sous forme d'avantages et inconvénients.

Pour interroger la base des cas, elle sera structurée en : une description de cas, utilisée par les requêtes de recherche des cas similaires, et une solution dépendante aux valeurs des descripteurs de la requête de recherche actuelle. Nous avons proposé un algorithme d'adaptation des cas trouvés basé sur la classe générale du composant défaillant en suivant sa taxonomie.

Introduction

Notre approche se place dans le cadre de l'utilisation du RàPC, comme méthodologie de résolution des problèmes, pour la conception d'un outil d'aide au diagnostic et à la réparation des équipements. L'architecture de la plateforme proposée permet d'augmenter l'efficacité du processus de maintenance. La plateforme est fondée sur les principaux points suivants : l'élaboration d'une ontologie liée à l'équipement à maintenir ; une démarche de capitalisation des connaissances basée sur le RàPC, permettra de formaliser et de préserver les connaissances et les expériences des employés d'entreprise ; intégration des techniques du Datamining dans le processus RàPC pour renforcer les outils d'implémentation de cette méthodologie. Le but étant la création d'une mémoire d'entreprise qui permet de préserver le savoir-faire des acteurs humains.

Pour modéliser les données techniques décrivant les défaillances, nous avons utilisé, lors de la phase d'élaboration de la structure de la base des cas, une solution technique utilisée dans la conception des arbres de défaillances et l'étude de la sûreté de fonctionnement des équipements, c'est la méthodologie AMDEC. Cela permet de modéliser les connaissances sur le comportement fonctionnel des équipements étudiés, sous forme de bases de cas. Ensuite, cette base est utilisée dans le contexte de résolution du problème actuel, grâce au cycle RàPC. Ce retour d'expérience participera également à l'optimisation du processus de maintenance aussi bien au niveau du préventif et prédictif qu'au niveau du correctif. Un soin particulier est apporté aux mesures de similarité, utilisées dans la phase de remémoration des cas pertinents au problème actuel à résoudre. Le formalisme de représentation orienté objet est utilisé pour la conception du système développé. Les avantages et inconvénients du processus proposé seront étudiés.

1- Le cycle de capitalisation des connaissances utilisé

Notre démarche vise la mise en place d'un ensemble d'outils d'aide à la décision, destinés aux opérateurs de maintenance. Le concept de système d'aide à la décision est basé sur l'expertise du domaine, ce qui nécessite la modélisation cognitive du processus, et de la connaissance utilisée par les opérateurs pendant leurs activités professionnelles. Nous avons mis au point notre approche sur le cycle de capitalisation de [M. Grundstein, 2006], et créer une mémoire d'entreprise orientée métier (mémoire technique). La conception de la modélisation de notre approche est focalisée sur les ontologies et taxonomie des équipements et opérations de diagnostic, permettant d'offrir un système interactif d'aide à la décision en maintenance basée sur la connaissance experte du domaine de la maintenance industrielle. Ce modèle sera formalisé dans une représentation objet par un diagramme de classe en UML, et implémenté dans Protégé, l'éditeur d'ontologie qu'on a choisi.

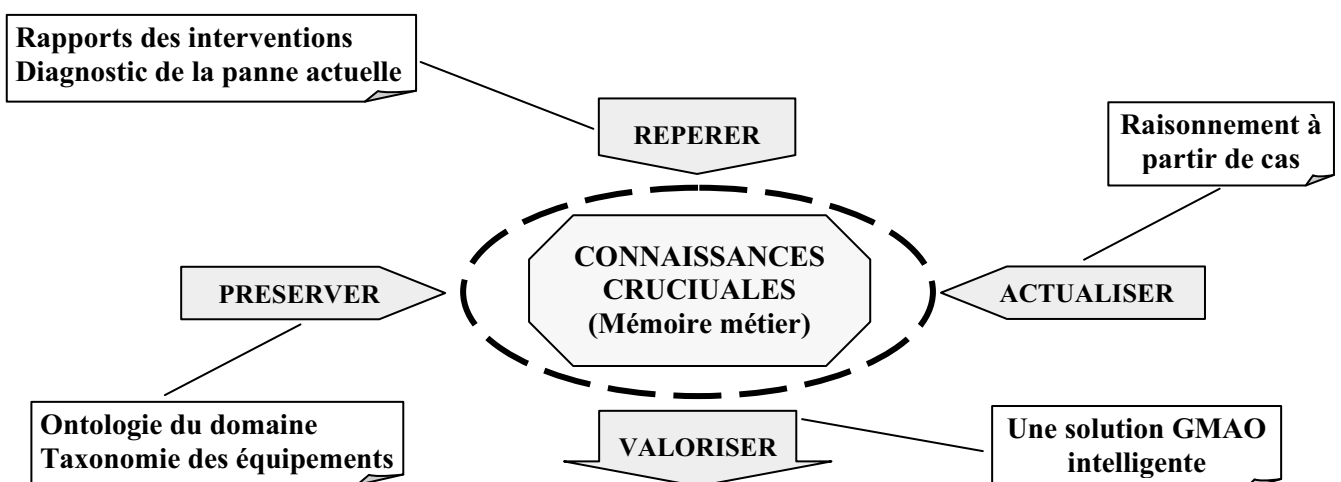


Figure 6.1 : Cycle de capitalisation des connaissances pour notre approche

Nous avons associé à chaque phase du cycle de capitalisation des connaissances des méthodes appropriées pour le domaine de la maintenance, comme le montre la figure précédente. Les phases de notre cycle de capitalisation des connaissances seront ainsi :

- La *repérage* des connaissances cruciales s'est fait par l'étude du processus de maintenance et est basé sur les rapports d'interventions et expertises de diagnostics.
- La *préservation* des connaissances se fait par le développement d'une mémoire d'entreprise basée sur l'ontologie commune des connaissances expertes, ainsi que les taxonomies fondées sur l'analyse des équipements et les manuels de maintenance. Le formalisme de représentation est basé sur les concepts orientés objet.
- La *valorisation* des connaissances se fait par le biais d'un site dynamique fonctionnant sur un Intranet, qui représente un outil de gestion intelligente de la maintenance industrielle, avec des fins de support de décision et d'acquisition de nouvelles connaissances. L'échange et la diffusion des connaissances se font via un portail générique qui fait l'interface entre l'acteur de maintenance et notre outil interactif d'aide à la décision.
- L'*actualisation* des connaissances se fait par la méthode choisie de résolution des problèmes, le raisonnement À partir de Cas.

2- La conception de la solution proposée

2.1- La méthode de conception UML

Les méthodes de conception basées sur la représentation orientée objet répondent mieux à l'identification des besoins des utilisateurs, et offrent une architecture plus simple des systèmes d'information qui sont en même temps facilement maintenables. La représentation des connaissances orientée objet assure deux points de vue du côté modélisation : celui représentant le niveau de structures de données et des langages de programmation où le comportement s'interprète par une séquence des procédures de programme, et la modélisation au niveau de la connaissance qui se traduit comme la description physique du système informatique sous forme d'un agent intelligent avec ses propres objectifs et la connaissance de comment les réaliser. L'OMG (Object Management Group) a approuvé le système de notation UML (Unified Modeling Language) qui permet de spécifier, construire, visualiser et documenter les objets des systèmes informatiques sous forme de diagrammes lisibles par les utilisateurs et les développeurs [I. Rasovska, 2006]. UML donne une vision complète de représentation des connaissances par ses diagrammes différents. Il existe neuf diagrammes permettant de modéliser les aspects structurels (ou statistiques), les aspects dynamiques (changements d'états et réponses aux messages venant des autres objets), et les aspects propres à la représentation des exigences fonctionnelles (diagramme des cas d'utilisation). Notamment le diagramme de classes et le digramme d'objets permettent de représenter une ontologie des connaissances du domaine. Nous utilisons ainsi ces diagrammes afin de construire l'ontologie du domaine de maintenance.

2.2- Ontologie des concepts de la maintenance

Un des buts recherchés lors de la conception du système d'aide au diagnostic est de capitaliser les connaissances des experts. Nous utilisons pour cela la technique d'ontologies qui permet à la fois de modéliser les connaissances du domaine et les concepts liés à la méthode de raisonnement qui manipule les connaissances du domaine. Ces ontologies participent à la mémoire d'entreprise créée pour le processus de maintenance. Le but du système d'aide est d'établir un diagnostic, en déterminant le composant défaillant, et de proposer une action de réparation adéquate avec des informations supplémentaires pouvant être recherchées dans la mémoire d'entreprise. Le système est centré sur la composition et le fonctionnement de l'équipement à maintenir. La modélisation des connaissances du domaine de maintenance suit la démarche employée par les experts du domaine en appliquant des méthodes d'analyse AMDEC relatives à la sûreté de fonctionnement.

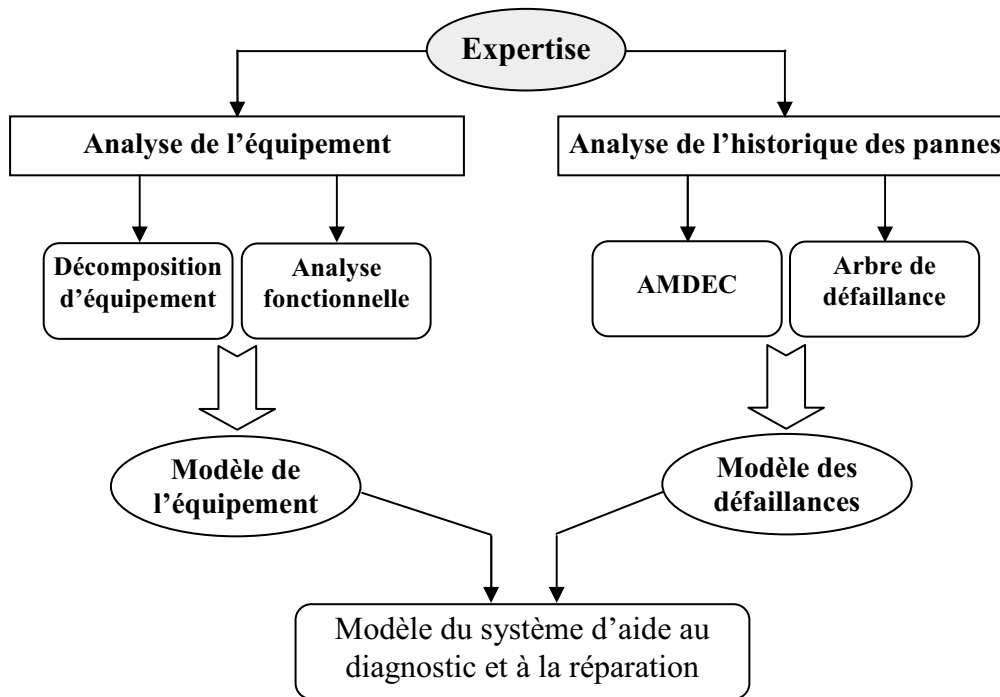


Figure 6.2 : Analyse de l'expertise sur les équipements [I. Rasovska, 2006]

Le modèle se base sur l'analyse de l'équipement et l'analyse de l'historique des pannes, ainsi que sur les arbres de défaillances qui identifient les défaillances possibles de l'équipement et ses composants. L'analyse de l'équipement, grâce à un système de décomposition, aboutit à une modélisation hiérarchique de l'équipement complétée par l'analyse fonctionnelle qui détermine les fonctions assurées par l'équipement et ses composants.

2.3- Les modules du système à développer

À partir des concepts de la maintenance et des rapports pratiques des experts, on peut développer une ontologie du domaine, englobant le modèle d'équipement à maintenir associé aux composants du système d'aide à la décision sous forme de diagrammes UML. Nous avons construit notre modélisation afin de prendre en compte les différents champs d'application du processus de maintenance. Cette ontologie a été établie comme outil de partage de la connaissance entre les différents acteurs du système. L'ontologie du domaine, bien qu'établie indépendamment des méthodes de raisonnement a une structure qui dépend de la manière dont les connaissances acquises seront utilisées pour raisonner. Le modèle du domaine est composé de deux parties correspondantes à l'expertise sur l'équipement et la gestion des interventions.

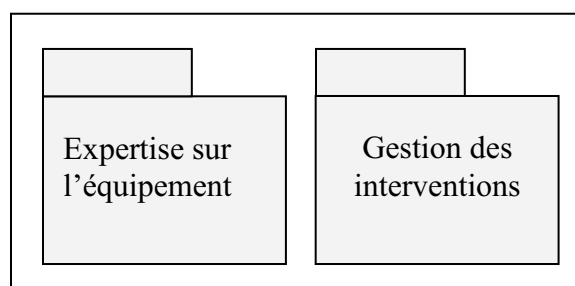


Figure 6.3 : Les paquets du système à développer

2.3.1- Le modèle d'équipement

Il est caractérisé, d'une part, par les composants et sous composants de cet équipement sous une forme arborescente. D'autre part, l'analyse du modèle fonctionnel caractérise le fonctionnement d'équipement. Chaque équipement peut subir des défaillances analysées dans le modèle de défaillances évalué dans l'AMDEC (Analyse des Modes de Défaillance, de leur Effets et de leur Criticité). Une défaillance est identifiée par des symptômes, et remédiée avec une action de réparation. Le couple défaillance et intervention formeront un nouveau cas de panne.

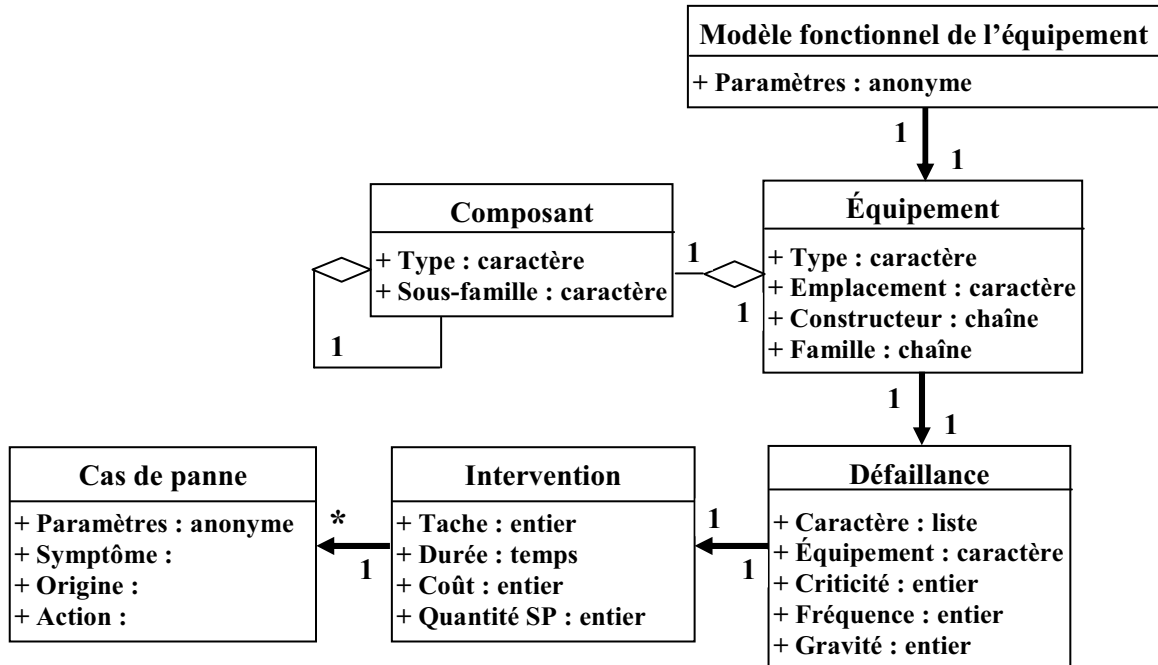


Figure 6.4 : Modèle de l'expertise sur l'équipement

2.3.2- Le modèle de gestion des interventions

Ce modèle est centré sur l'intervention de maintenance. Une intervention doit remédier à la défaillance de l'équipement et est décrite par un rapport d'intervention qui est composé d'observations techniques, d'indicateurs de la consommation et de documents aidant l'opérateur à effectuer cette intervention.

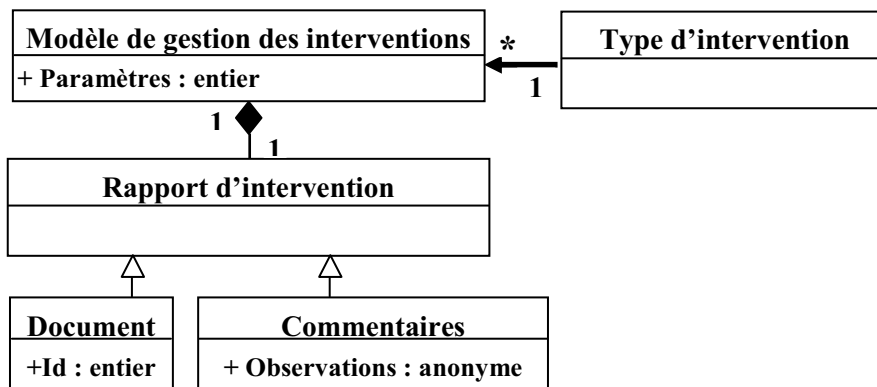


Figure 6.5 : Modèle de gestion des interventions

Le modèle global du domaine étudié est illustré dans la figure ci-dessous :

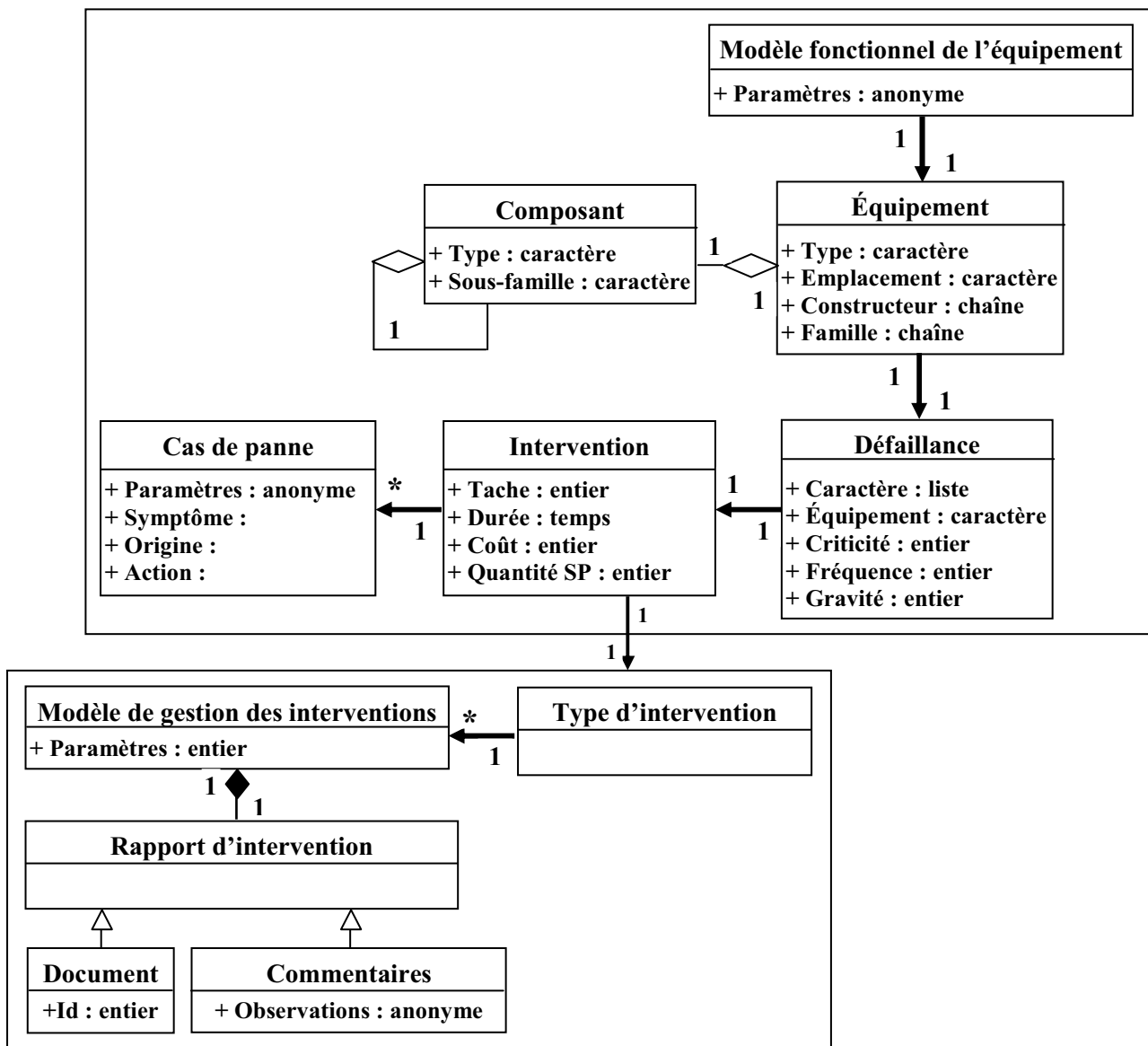


Figure 6.6 : Le modèle général du domaine

2.4- La structure proposée de la base des cas

Un système à base de RàPC est très dépendant de la structure et du contenu de ses cas. Comme un problème est résolu en faisant appel à une expérience passée convenant au nouveau problème, la recherche des cas similaires doit être efficace et rapide. De plus, comme l'expérience d'un problème qui vient d'être résolu doit être retenue d'une façon ou d'une autre, les exigences des futures opérations de recherche doivent aussi être respectées lors de l'intégration d'un nouveau cas dans la base. Le problème de représentation consiste d'abord à déterminer ce qui doit être stocké dans un cas, il faut aussi trouver une structure décrivant bien le contenu d'un cas ; aussi, décider comment organiser et indexer les cas pour une recherche et une réutilisation efficace.

Le processus de construction, en amont des activités de résolution des problèmes du système RàPC, définit la structuration initiale de la base des cas et des autres connaissances du système à partir de différentes ressources tels des documents, bases de données ou transcriptions d'interviews avec des praticiens du domaine. Ce processus, souvent effectué manuellement par le concepteur du système, se prête moins bien à l'automatisation car il nécessite une connaissance du cadre applicatif pour guider, entre autres, la sélection du vocabulaire d'indexation et la définition des métriques de similarité.

Vu la masse de connaissances qu'on doit représenter dans notre base de cas, on doit avant organiser ces connaissances pour mieux les gérer. Les structures d'organisation de connaissances peuvent être sous forme de : taxonomies, thésaurus et ontologies. À partir des connaissances du domaine de maintenance, on propose la structure générale suivante pour la base des cas de panne :

	Contexte de la panne	Description de la panne	Détermination de la solution		Commentaires & évaluations (par les experts)
	Symptômes (Liste des indices & mesures)	Classe fonctionnelle	Composant défaillant	Solution	
Cas N° :	-	-	-	-	-

Figure 6.7 : Structure générale de la base des cas proposée

3- Le prétraitement et la découverte de connaissances dans les bases de cas

3.1- La préparation des données

Comme pour les bases de données, le prétraitement des bases de cas assure leur nettoyage, leur intégration et leur transformation pour faciliter les traitements futurs. Lors de l'étape de préparation des données, et lorsque les valeurs des attributs (comme la pression ou la température ou même les composants du moteur d'une machine) sont représentées par des modalités ayant l'aspect qualitative plus que quantitative, il peut être intéressant chercher des corrélations dans les variations de leurs valeurs. Les motifs obtenus exprimeront alors des dépendances qualitatives entre les attributs de la base [D.R. Liu et Al, 2006].

Les relations découvertes entre les attributs de la base des cas en utilisant, par exemple, la technique des règles d'associations, issus du Datamining, peuvent être représentées sous forme d'arbres de décision, qui organisent toutes les connaissances déduites de ces relations de dépendance ou causales. D'un autre côté, et en cas d'attributs contenant des données de valeurs numériques continues, les relations d'association peuvent être découvertes par moyen des techniques statistiques traditionnelles, telles que la régression et les techniques d'apprentissage automatique [B. Raphael et Al, 2007].

3.2- L'association entre les attributs de la base des cas

Les règles d'association, comme algorithmes d'apprentissage non supervisé, peuvent être très utiles dans le processus du RàPC, qui est considéré comme un algorithme d'apprentissage supervisé. Les règles d'association sont généralement appliquées sur les attributs des grandes bases de données. Pour le RàPC, les cas de la base peuvent être comparés aux enregistrements d'une base de données. Ainsi, les règles d'association peuvent être utilisées pour découvrir les modèles de connaissances cachés dans les bases des cas [D.R. Liu et Al, 2006]. Ainsi, au cours du processus de résolution des problèmes, le RàPC peut être renforcé par les connaissances générales du domaine étudié (sous forme d'une ontologie du domaine), ainsi que les associations entre les descripteurs de ce problème, et cela avant de commencer la recherche des cas résolus similaires au problème actuel à résoudre. Le RàPC est capable d'utiliser ces connaissances spécifiques avant et au cours de son cycle, ce qui améliorera la fiabilité des solutions proposées [Z.Y. Zhuang et Al, 2007].

Dans leur étude, [C.H. Liu et Al, 2008] ont proposé l'application des règles d'association dans la méthodologie RàPC, pour découvrir des relations d'association entre les attributs d'une base de cas. Les auteurs ont proposé d'utiliser la technique des règles d'association avec des paramètres personnalisables, tels que le support minimal envisagé et la confiance minimale voulue. Aussi, et pour une base de cas plus compétente, ils ont utilisé les règles d'association pour découvrir des

connaissances générales à des fins de réduire le nombre de cas dans la base. Les auteurs jugent que ce domaine de recherche reste jusqu'à présent largement inexploré.

À Noter que les connaissances de prise de décision représentent une intra-relations entre les situations et les solutions possibles ; tandis que les connaissances de dépendance représentent une inter-relations entre les situations et leurs solutions possibles, considérées comme des attributs de la base des cas. Les connaissances extraites, y compris les profils Situation-Solution et les connaissances de dépendance, sont utilisées pour fournir un support de connaissances qui soutiendra la résolution des problèmes. Les règles d'association et les modèles séquentiels sont utilisés pour découvrir les modèles de connaissances de dépendance cachés dans la base des cas. L'algorithme Apriori pourra aider à trouver deux modèles de règles : les modèles l'association pour les connaissances de prise de décision et les modèles séquentiels des connaissances de dépendance [D.R. Liu et Al, 2006].

3.3- Les relations causales entre les symptômes de pannes

L'extraction des motifs fréquents et des règles d'association informatives, ainsi que la méthode des modèles séquentiels, pourront servir à l'extraction des connaissances de dépendance, qui représentent dans notre domaine de diagnostic des pannes une collection d'informations sur le déclenchement et l'enchaînement des réactions lors d'une défaillance ; ce qui aidera à déterminer les mesures appropriées. Le savoir-faire caché dans la base des cas peut démontrer des relations causales qui pourront aider les travailleurs à bien comprendre les causes des défaillances, surtout l'enchaînement de ces causes. Ces relations de cause à effet (réaction de chaînage), à travers les différentes étapes d'une défaillance, sont appelées : les connaissances de dépendance [D.R. Liu et Al, 2006]. Par exemple, pour une base de cas contenant des informations sur la température, de pression, et de l'énergie électrique, comme descripteurs de pannes ; un prétraitement sur la base pourra découvrir des connaissances très importantes, cachée dans les instances de la base des cas, qui démontrent qu'une pression élevée provoquera une augmentation de la température, ce qui rend le système instable et causera une panne.

Aussi, l'incertitude dans les caractéristiques des situations actuelles, peut être expliquée par l'insuffisance des descripteurs d'identification des pannes, ou plusieurs pannes et solutions possibles peuvent exister pour des valeurs spécifiques des descripteurs, surtout pour les nouvelles bases de cas pas assez enrichies. Ainsi, le manque de descripteurs détecté stimulera l'enrichissement de la base des cas par d'autres descripteurs, ce qui rendra les indicateurs de pannes plus précises, et facilitera le diagnostic. Exemple : si on admette que quelques causes de pannes sont liées à la température élevée, mais aucun composant de la machine n'étant identifié comme cause initiale de ce surchauffement, et suite à des analyses approfondies, on découvre que, pour un degré atmosphérique de plus, la température augmentera de 4°C. Donc, la pression atmosphérique peut être, en certains cas, un descripteur additionnel des situations actuelles.

Ainsi, les règles d'association, dans le domaine de diagnostic industriel, pourront aider à extraire les dépendances entre les symptômes des pannes ; où un symptôme pourra être le résultat d'un autre. Cela nous aidera à analyser l'enchaînement des défaillances, pour une meilleure conception des ontologies de l'équipement étudié, et du modèle de domaine en général. Ensuite, chaque attribut sera pondéré suivant sa position dans la chaîne de défaillance, puisque la cause initiale devra, logiquement, avoir un poids plus grand que celui qu'un autre descripteur de panne, considéré comme résultat de cette cause.

4- Les concepts de base de notre approche

4.1- Fragmentation verticale de la base des cas

Notre approche est basée sur la mise en cause de la liaison directe et stable entre les pannes de leurs solutions possibles. On propose dans notre travail la fragmentation verticale de la base des connaissances du domaine étudié en deux partitions : l'espace des symptômes (descripteurs) et leurs pannes correspondantes, et l'espace des symptômes et leurs solutions possibles ; suivi d'un clustering du contenu de chaque espace, et d'un mappage entre les clusters des pannes et de leurs solutions possibles par des relations bidirectionnelles avec cardinalités, et étudier ensuite les connaissances cachées qui pourront être mises en évidence par ce mappage ; On finira par l'application du cycle de RàPC sur les deux partitions conjointement. Notre base de cas hiérarchique, contenant plusieurs niveaux, associés au découpage spatial des équipements, aux composants et leurs états ainsi qu'au niveau des modes de fonctionnement.

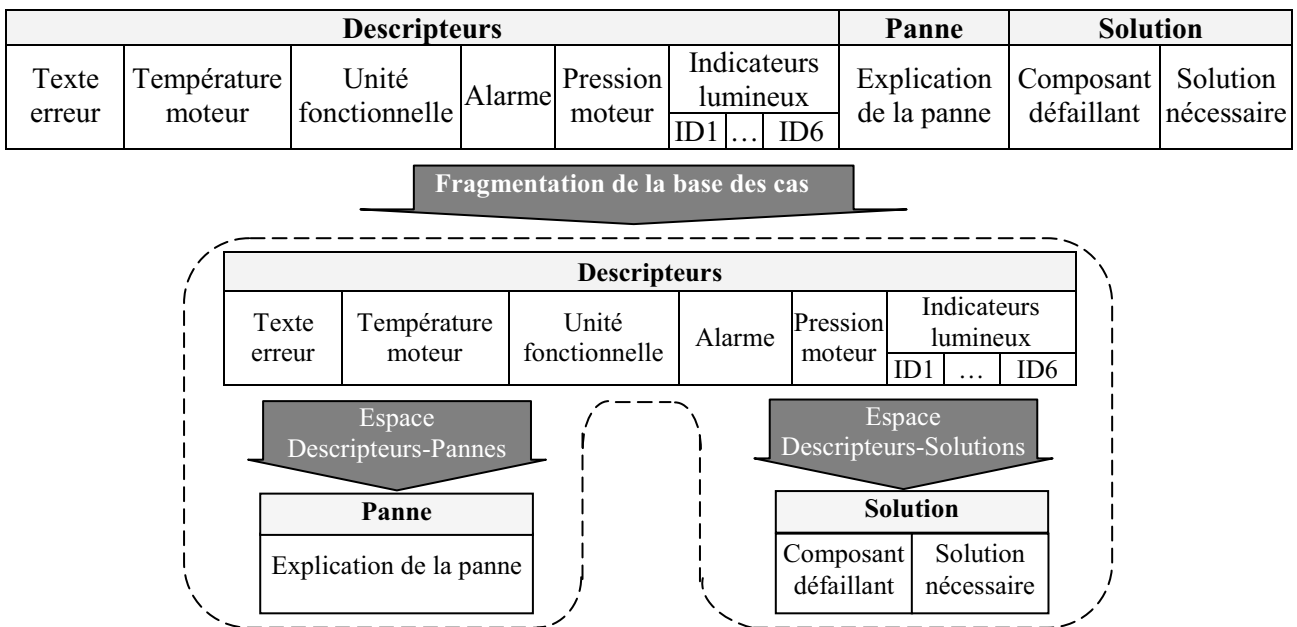


Figure 6.8 : Les attributs proposés de la base des cas, répartis en deux espaces

4.2- Mappage entre deux espaces : les pannes et les solutions

Le RàPC est une approche de résolution des problèmes et d'apprentissage. Mais, cette méthodologie de raisonnement est différente de celles des autres approches utilisées dans l'intelligence artificielle, au lieu des modèles généraux du domaine qui représentent le domaine du problème, comme un système de connaissances, ou essayer de généraliser les relations entre les problèmes et les solutions, comme les méthodes d'inductions, le RàPC utilise les connaissances spécifiques obtenues des situations résolues précédemment (cas) ainsi que le modèle du domaine s'il est nécessaire. Avec cette approche, le RàPC essaye de résoudre le problème traditionnel d'acquisition des connaissances, puisque cette approche n'a besoin que d'un ensemble de problèmes résolus pour commencer.

Les approches standard du RàPC proposent un mappage entre le problème cible (actuel) et le problème source (déjà résolu), basé sur la similarité ; et la solution du problème source le plus similaire sera, en utilisant le raisonnement par analogie, la solution adéquate au problème cible actuel. Le RàPC est basé sur la collection des expériences dans des bases de cas, ou chaque cas est généralement décrit par une description du problème est une solution appliquée à ce problème. Le RàPC utilise deux hypothèses concernant la nature du monde réel [J-M. Abasolo, 2004] :

- La régularité : ça veut dire, des solutions similaires, on peut avoir des conclusions similaires. Comme conséquence, les conclusions ou solutions associées à une situation peuvent être la base d'une nouvelle situation.

- Récurrence : c'est fortement probable que les situations futures sont des variations des situations actuelles.

Acceptant l'hypothèse de base disant que : « les problèmes similaires ont des solutions similaires » et que « les nouveaux problèmes sont similaires aux problèmes précédemment résolus », on peut dire que le RàPC est fondé sur deux types de similarité, qui sont appliquées dans des espaces différents, l'espace de description des problèmes et l'espace des solutions.

Les modèles découverts identifieront les associations fréquentes entre les attributs de la base (les descripteurs, la panne décrite et la solution possible), et peuvent donc formuler des connaissances de prise de décision. En se basant sur les algorithmes des règles d'associations, on distingue que les relations de dépendance entre les champs de la base des cas sont plus fortes pour les relations entre les descripteurs et leurs pannes appropriées, d'un côté, et les descripteurs et leurs solutions possibles, de l'autre côté. Ces relations d'association aideront à mieux comprendre le comportement fonctionnel de l'équipement étudié.

Dans notre approche, les enregistrements du fragment vertical de la base de cas Descripteurs-Pannes seront mappés avec le fragment Descripteurs-Solutions avec des cardinalités de relations. Les approches standard du RàPC proposent un mappage entre le problème cible (actuel) et le problème source (déjà résolu), et un autre mappage entre la solution du problème source le plus similaire au problème cible actuel et la solution adéquate au problème cible actuel. Pour nous, on propose un mappage additionnel entre les descripteurs (symptômes) et leurs pannes possibles, avec les mêmes descripteurs et les solutions (interventions) possibles.

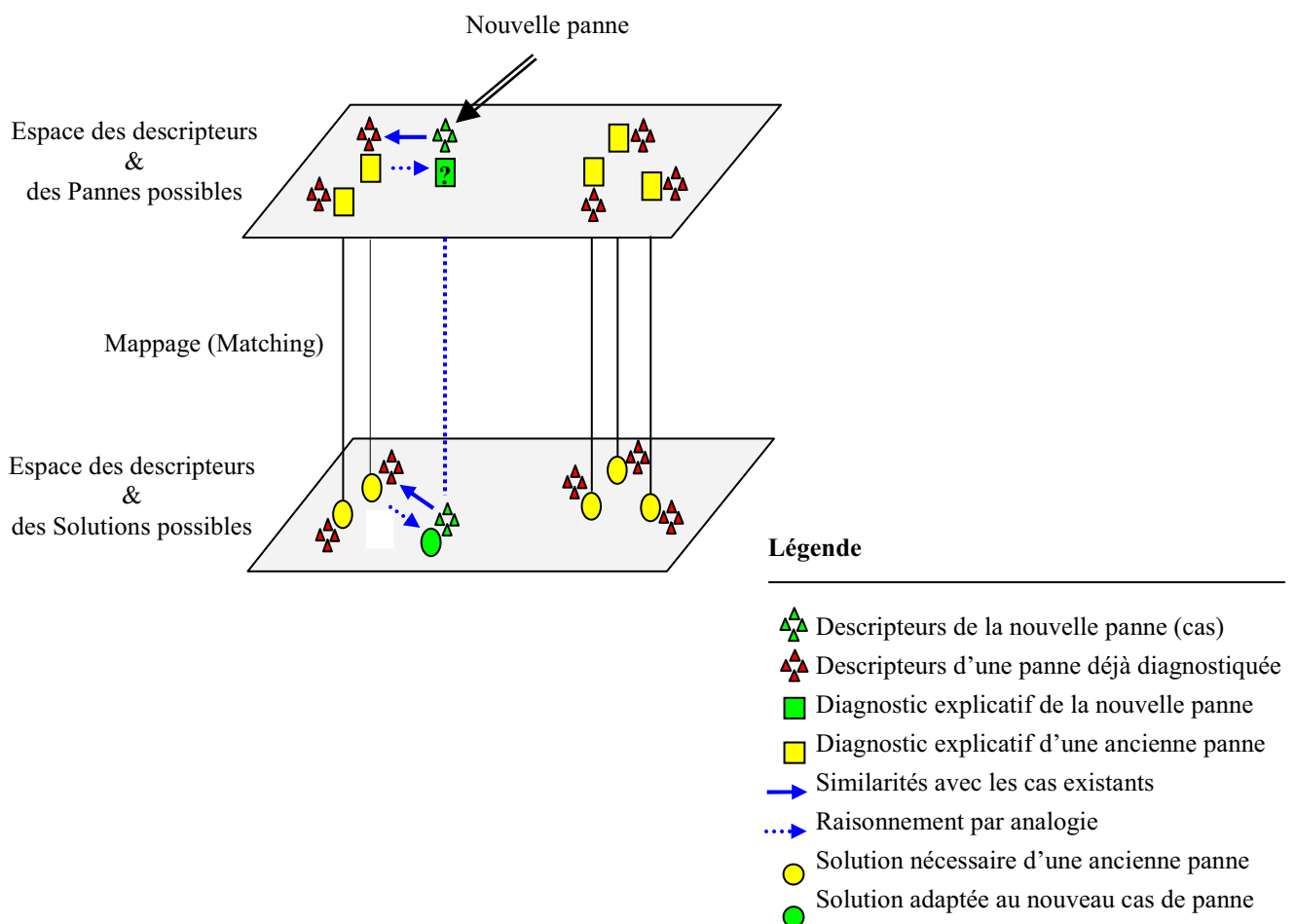


Figure 6.9 : Mappage entre les deux espaces : Descripteurs-Pannes & Descripteurs-Solutions

Lorsque le cas (carré jaune dans la figure ci-dessus) dans l'espace des problèmes est proche (R distance ou similarité) du nouveau problème (carré vert) ; Alors la solution du cas précédent (cercle jaune) sera proche (A distance ou similarité) à la nouvelle solution (cercle vert).

5- Les étapes du processus proposé

L'utilisation séparée des techniques de Datamining et du RàPC ne donne pas des solutions satisfaisantes concernant la décision intelligente assistée. Tandis que le Datamining vise l'extraction des connaissances à partir de données, le RàPC vise l'utilisation des connaissances pour résoudre les nouveaux problèmes. Ainsi, ces deux axes peuvent être complémentaires l'un avec l'autre, pour une meilleure exploitation de la base de connaissances, avec flexibilité et interactivité, cela assurera une décision intelligente supervisée.

Notre approche, visant l'extraction des connaissances des données passées en utilisant les techniques de Datamining ; et exploitation ensuite de ces connaissances par un cycle RàPC, suit les étapes suivantes :

- ☞ Pré Étape 1 : Fragmentation verticale de la base des cas
Fragmenter la base des cas verticalement, en Descripteurs-Pannes et Descripteurs-Solutions, et isoler les causes de pannes de leurs solutions possibles. Les avantages de ce raisonnement sont mentionnés précédemment (voir 6.1).
- ☞ Pré Étape 2 : Recherche du nombre de segments dans chaque partie de la base
Recherche le nombre de clusters optimal k par une segmentation hiérarchique ascendante, pour combler le point faible principal des k -means qui est la fixation préliminaire de la valeur de k . Mais, avant d'appliquer ces deux algorithmes de segmentation, on doit d'abord préparer les données à traiter. Pour cela on a travaillé en deux étapes : on commence par une Analyse en Composantes Principales (ACP) pour réduire le nombre de variables quantitatives à traiter ; suivie d'une Analyse des Correspondances Multiples (ACM) qui nous aidera à la discrétisation des variables qualitatives. Ainsi des axes factoriels représentant les données de la base seront générés ; on les utilisera dans les traitements qui suivent.
- ☞ Pré Étape 3 : segmentation des deux espaces de la base des cas
Segmenter les deux partitions de la base des cas par un algorithme de k -means. Une valeur différente des k et k' dans les deux partitions à des significations et des utilités (voir 6.1).
- ☞ Pré Étape 4 : Mappage entre les deux segmentations
Faire un tracé (liaison) entre les clusters Descripteurs-Pannes et Descripteurs-Solutions, pour lier les classes de pannes à leurs classes de solutions les plus pertinentes.

Ensuite, on appliquera un cycle RàPC sur les deux espaces consécutivement. On commence par l'espace des Descripteurs-Pannes, et le diagnostic résultant de ce cycle sera utilisé pour initialiser le cycle RàPC dans l'espace des Descripteurs-Solutions. Les étapes de ces deux cycles RàPC sont identiques, elles sont comme suite :

- ☞ Étape 1 : Collection des descripteurs sur le nouveau cas
Son Objectif est d'assurer la disponibilité des données appropriées, pour l'opération de recherche des cas similaires. Cella est assuré par un prétraitement basé sur la conversion des types et valeurs des descripteurs identifiant la panne.
- ☞ Étape 2 : Recherche de la classe de panne possible
Rechercher la classe de Descripteurs-Pannes ayant la plus grande adéquation avec les caractéristiques du nouveau cas par l'algorithme des KPPV.

- ☞ **Étape 3** : Mappage vers la classe des solutions possibles
Faire un mappage vers la (les) classe(s) Descripteurs-Solutions correspondant à la classe de pannes trouvée.
- ☞ **Étape 4** : Réutilisation et révision de cas
Réutiliser la solution trouvée dans le contexte du nouveau cas ; réviser et commenter les solutions proposées.
- ☞ **Étape 5** : Maintenance de la base de cas
Mise à jour de la base de cas par les données du nouveau cas résolu (après évaluation de la solution).
- ☞ **Étape 6** : Capitaliser cette expertise
Intégrer les commentaires et évaluations de cette opération de dépannage, avec une nouvelle segmentation des fragments de cette base. Les nouvelles données/cas de la base peuvent servir comme point de départ pour la prochaine opération de Datamining et RàPC.

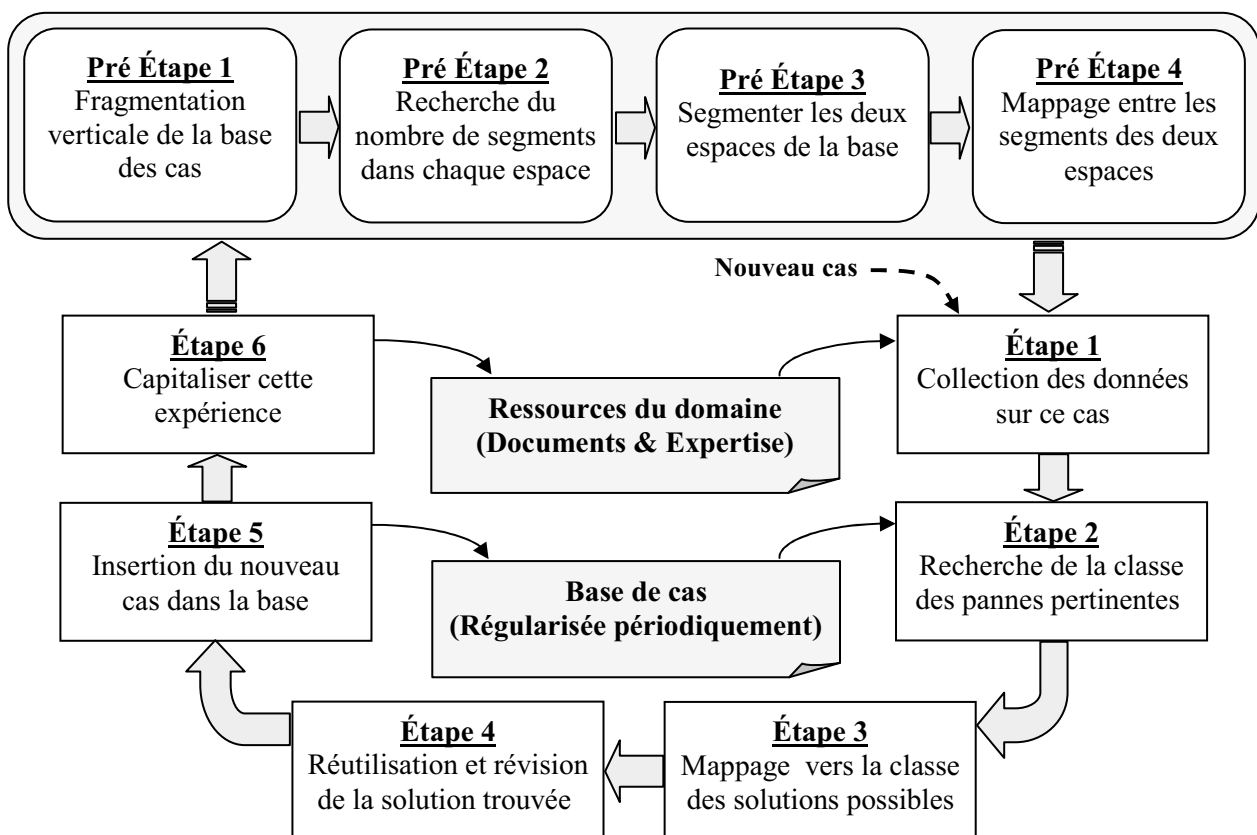


Figure 6.10 : Les étapes d'intégration des techniques de Datamining dans le processus de gestion des connaissances.

6- Avantages et inconvénients de l'approche proposée

6.1- Les avantages de notre approche

1. Inspirée du concept du *carré d'analogie*, on a considéré les pannes et leurs solutions possibles comme deux unités liées par des relations d'analogie. Cette séparation peut éclairer plusieurs connaissances celées par la relation stable et directe entre les *Problèmes* et leurs *Solutions* possibles. Ainsi, on a opté pour la mise en cause de la liaison directe entre les pannes et leurs solutions possibles, par l'isolation des descripteurs et leurs pannes correspondantes, des descripteurs et leurs solutions adéquates, pour bénéficier des avantages suivants :

- ☞ Détection de l'insuffisance des descripteurs de panne : puisque si les mêmes descripteurs donneront plusieurs pannes possibles et/ou plusieurs solutions possibles, alors ces descripteurs ne sont pas suffisants et discriminants. Aussi, si le nombre k des segments Descripteurs-Pannes est différent du nombre k' des Descripteurs-Solutions, cela signifie que les mêmes identificateurs donnent plusieurs pannes possibles et/ou plusieurs solutions possibles, alors les indicateurs de symptômes proposés ne sont pas suffisants.
 - ☞ En se basant sur les algorithmes des règles d'associations utilisées en Datamining, on distingue que les relations de dépendance entre les champs de la base des cas sont plus fortes pour les relations entre les descripteurs et leurs pannes appropriées, d'un côté, et les descripteurs et leurs solutions possibles, de l'autre côté. Ces relations d'association aideront à mieux comprendre le comportement fonctionnel de l'équipement étudié.
2. On a utilisé la SHA, avant la segmentation par l'algorithme des *k-means*, pour remédier le problème majeur de ce dernier qui est bien le choix du nombre k de segments. Les techniques statistiques utilisées (ACP et ACM) assureront une bonne préparation des données à traiter.
 3. Le mappage entre les clusters de l'espace Descripteurs-Pannes et les clusters de l'espace Descripteurs-Solutions est très utile ; puisque si on considère ce mappage comme une relation par cardinalités (nombre d'occurrences possibles) dans les deux sens, cela peut être interprété comme suite :
 - ☞ Les cardinalités dans le sens Descripteurs-Pannes vers Descripteurs-Solutions : décrivent le nombre de solutions possibles pour les mêmes symptômes de panne, et ça donnera les interventions possibles sur cette panne, chacune pourra représenter la solution à cette panne dans l'une des différentes stratégies de maintenance (préventive, corrective ...).
 - ☞ Les cardinalités dans le sens Descripteurs-Solutions vers Descripteurs-Pannes : donneront le nombre de pannes qu'on peut résoudre par la même intervention, et ça aidera à planifier les interventions par priorité ; cette dernière sera proportionnelle au nombre de problèmes possibles à résoudre par chaque intervention.
 - ☞ Il est possible d'avoir une cardinalité nulle entre un segment des solutions et les segments de l'espace des pannes : c'est le cas d'un ensemble d'indicateurs (symptômes) qui prédisent une panne avant son arrivé, donc cela donnera la possibilité d'intervention par une maintenance préventive, et ces symptômes ne décrivent donc aucune panne.
 - ☞ On pourra ajouter un autre attribut qui décrit les conséquences si la panne ne sera pas résolue dans le bon temps : cela aidera à donner un autre type de priorités, très utiles lors de la planification des travaux préventifs, suivant la gravité de chaque panne.
 4. Les algorithmes des *k-means* et des *KPPV* ont une complexité faible (polynomiale) et une fiabilité largement reconnue ; cela facilitera la refragmentation de la base des cas après chaque MAJ pour assurer une base actualisée ; puisque le cumul de l'expérience par l'insertion des nouveaux cas résolus dans la base pourra changer les connaissances capitaliser dans celle-ci, et générera d'autres modèles de clustering.
 5. La fragmentation verticale de la base des cas est inspirée des techniques VLDB. Cela ouvre les portes de l'utilisation des techniques de visualisation multidimensionnelles et multicritères de la base des cas, avec tous les avantages et possibilités que cela offre dans le but de la découverte de nouvelles connaissances et associations dans cette base.
 6. L'utilisation de divers mesures de similarité, suivant le type et les valeurs de chaque champs, ainsi que la similarité basée sur les ontologies du domaine, renforcera l'efficacité de la recherche des cas similaires au problème à résoudre.

6.2- Les inconvénients de l'approche

Comme tout travail, notre approche porte quelques inconvénients qui sont :

1. Si la panne actuelle est mal classifiée, lors de la recherche du segment des Descripteurs-Pannes le plus pertinent, alors on aura un mappage vers un cluster de solutions inadéquates au problème à résoudre.
2. Pour une machine (ou groupe de machines) assez compliquée, le grand nombre de segments des pannes et des solutions possibles, ainsi que le mappage entre eux donnera un modèle de domaine compliqué.
3. Cette approche nécessite une bonne connaissance du domaine étudié, interprétée par une base de cas suffisamment grande, pour assurer la performance des résultats issus de l'application des algorithmes de segmentation et de mappage.

Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons proposé une démarche de réalisation d'un système d'aide au diagnostic industriel, basé sur l'intégration des techniques du Datamining dans la méthodologie de résolution des problèmes RàPC. L'élaboration de la base des cas a été réalisée en se basant sur des techniques empruntées de la méthode AMDEC. La structuration des cas choisie relève de l'ontologie des connaissances du domaine ; on a utilisé le formalisme de représentation orienté objet lors de la conception du système. Le modèle du domaine est ensuite associé au modèle des connaissances du raisonnement à partir de cas.

Le processus proposé commence par une partie de prétraitement, où la base des cas sera fragmentée verticalement en deux espaces ; les Descripteurs-Pannes et Descripteurs-Solutions. Un clustering de ces deux espaces, suivi d'un mappage entre les clusters, aideront à extraire plusieurs connaissances cachées dans la base des cas initiale. Nous avons proposé un algorithme de recherche des cas similaires basé sur des mesures de similarité adaptées à la structure des cas, aux types et modalités de ces attributs, ainsi que l'ontologie des composants. L'implémentation de notre approche sera en utilisant une plateforme intégrée Protégé-JCOLIBRI. Dans le dernier chapitre, nous allons montrer la faisabilité de notre démarche en mettant en expérience la plateforme proposée, suivie d'une étude et validation des résultats.

CHAPITRE 7

IMPLEMENTATION DE L'APPROCHE & VALIDATION DES RESULTATS

Résumé :

Ce chapitre est consacré à l'implémentation et la validation des résultats de l'approche proposée pour l'aide au diagnostic des pannes. Pour cela on a étudié le fonctionnement d'une ligne de production des tubes ; on a choisi spécialement une machine extrudeuse des tubes de plastique comme équipement de démonstration. Notre cycle de capitalisation des connaissances commence par une base de cas initiale de 500 enregistrements, renforcée par une étude du comportement fonctionnel de l'équipement étudié, suivie par la création d'une ontologie des composants de cette machine. L'application de notre approche sur cet équipement de test a confirmé ses avantages.

Notre implémentation est fondée sur trois axes conjoints : (1) L'éditeur d'ontologies *Protégé 2000* pour la création de l'ontologie du domaine d'étude ; (2) Le logiciel de Datamining *Tanagra 1.4.29* pour réaliser, visualiser et analyser les algorithmes du Datamining nécessaires à l'implémentation de notre approche ; (3) La personnalisation de la plateforme RàPC *JCOLIBRI 2.1*, une solution modulaire Open Source écrite en Java. Cela nous a aidé dans le développement d'une solution à trois parties fortement incorporées.

Plusieurs mesures de similarités ont été implémentées dans notre plateforme, suivant le type et le contenu des attributs descripteurs des pannes et de leurs solutions. Les similarités basées sur les ontologies, appliquées sur l'attribut représentant les composants concernés par la panne, sont les plus importantes ; puisqu'elles sont les plus pertinentes et vont assurer une meilleure exactitude des résultats de recherche des cas similaires.

Introduction

Ce chapitre est consacré à l'implémentation de notre système d'aide au diagnostic, par une plateforme intégrée composée de plusieurs solutions logicielles. Nous avons développé un outil de gestion de connaissances, dans le but de créer une mémoire d'entreprise, qui assure la capitalisation des connaissances en diagnostic industriel et réparation des pannes. Une machine extrudeuse des tubes de plastique, représentant l'équipement de démonstration, est présentée comme support de test et validation de notre approche.

Comme cadre général de notre démarche, le système RàPC développé intègre plusieurs axes de traitement. L'éditeur *Protégé* a été utilisé pour la création de notre ontologie, le logiciel *Tanagra* nous a aidé dans la préparation et la visualisation des données de la base des cas ; et enfin, les phases du cycle RàPC développé, sont basées sur la personnalisation de la plateforme Open Source *JCOLIBRI*. Un soin particulier, lors du développement de notre système, a été apporté à l'élaboration des mesures de similarité pour chaque attribut de la base, selon le type et la modalité des descripteurs de pannes. Notre algorithme de recherche des cas similaires est basé sur la pondération de ces attributs. Le cycle RàPC sera exécuté dans deux itérations, l'une sur l'espace des Descripteurs-Pannes, et l'autre sur l'espace des Descripteurs-Solutions. Une validation des traitements effectués sera présentée en détail.

1- La machine de démonstration

1.1- Présentation générale

Pour implémenter notre solution, nous avons développé un système d'aide au diagnostic et à la réparation des pannes, en utilisant une variété de solutions logicielles du domaine. Nous avons étudié la faisabilité de notre démarche sur une machine extrudeuse des tubes de plastique, de l'usine K-PLAST, Sétif. Cette solution intègre la taxonomie des composants fonctionnels et des pièces de l'extrudeuse, comme connaissances de domaine. Le modèle du domaine est ensuite associé au modèle des connaissances du raisonnement à partir de cas, pour assurer une bonne représentation des descripteurs de cas, ce qui facilitera la recherche des cas similaires les plus pertinents. La machine extrudeuse, est une chaîne de production des tubes plastique d'eau potable, de la marque « Extrudeuse Monivis BEX 1-90-30B » du fabricant allemand « BATTENFELD » (Figure 7.1).



Figure 7.1 : Vue d'ensemble de l'extrudeuse - machine de fabrication de tuyauterie - BATTENFELD

1.2- Schéma fonctionnel de l'extrudeuse

L'extrudeuse des tubes à plastique est composée de cinq principaux composants fonctionnels. Chaque composant est constitué de plusieurs pièces qui forment la grande partie de la taxonomie du domaine d'étude. Les composants fonctionnels de cette machine sont les suivants :

Moteur de l'extrudeuse : c'est l'unité chargée de l'alimentation des composants de l'extrudeuse par l'énergie électrique. Elle assure aussi l'entraînement et la rotation des tubes de plastique, en une vitesse réglable suite à la modification de la tension d'induit.

Unité de chauffage et de refroidissement : contrôle la température de fondement des grains de plastique, la qualité des tubes est dépendante de cette température, aussi le refroidissement des tubes pour qu'ils peinent leur forme finale.

Unité d'alimentation par les grains de plastique : c'est un réservoir contenant la matière première de construction des tubes. Le débit d'alimentation de l'unité de chauffage et de refroidissement varie selon le type et le diamètre du tube à fabriquer.

Écran d'affichage et de contrôle : son rôle est l'affichage des valeurs actuelles des indicateurs qui représentent le comportement fonctionnel des composants de l'extrudeuse. Cette unité joue un rôle primordial dans la détection et la compréhension des pannes en affichant les symptômes fournis par les capteurs liés à chaque partie fonctionnelle de l'extrudeuse. Les valeurs affichées formeront les descripteurs de l'état actuel de la machine, et ainsi des pannes possibles.

Canal d'extraction des tubes de plastique : étroitement lié à l'unité de chauffage et de refroidissement, ce canal ajustera le format final des tubes : la longueur (choisir le point de coupure), le diamètre interne (calibre du tube) et externe (épaisseur).

La figure suivante illustre le schéma général et les composants fonctionnels de l'extrudeuse.

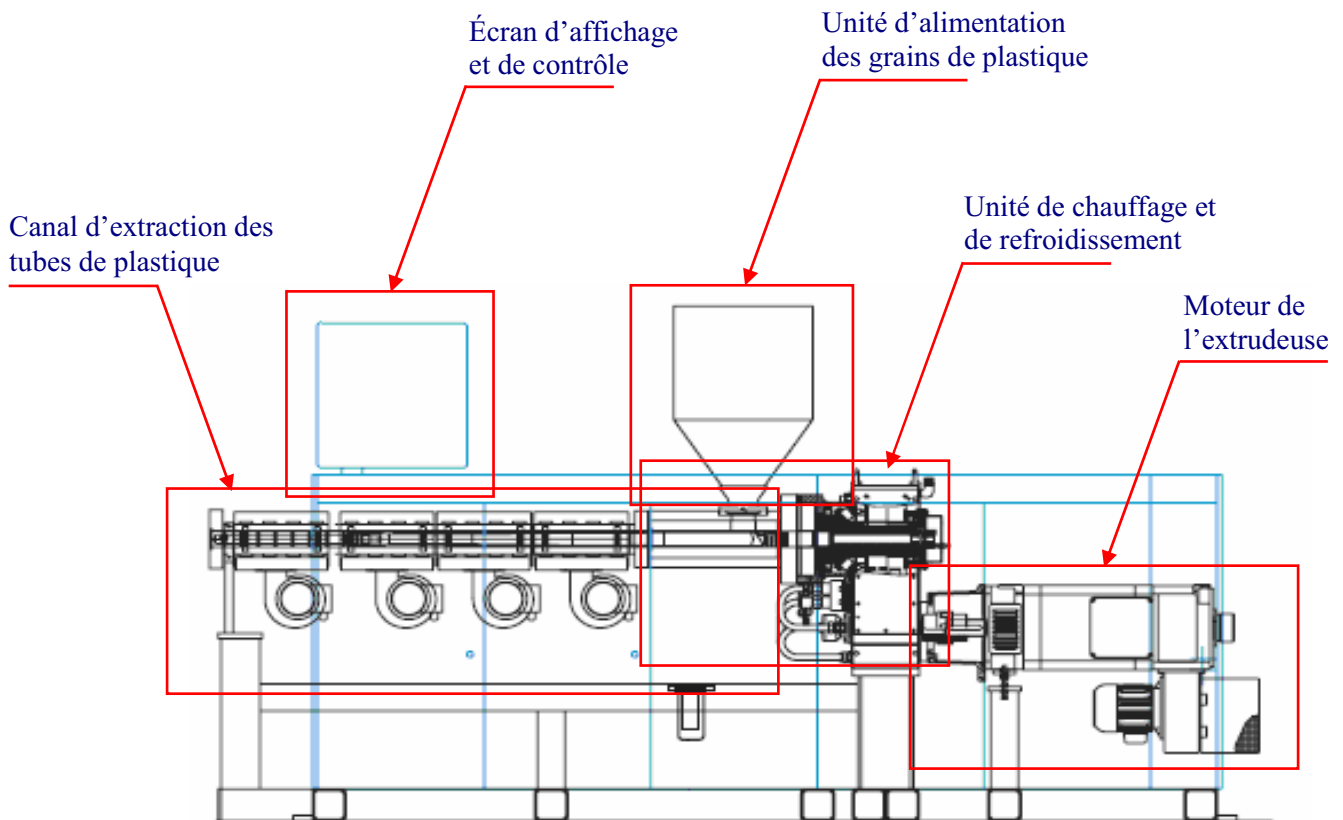


Figure 7.2 : Les composants fonctionnels de l'extrudeuse

2- L'ontologie du domaine d'étude

En utilisant l'éditeur Protégé, nous avons implémenté l'ontologie de notre machine de démonstration, l'extrudeuse. La figure ci-dessous visualise la hiérarchie des classes de l'ontologie.

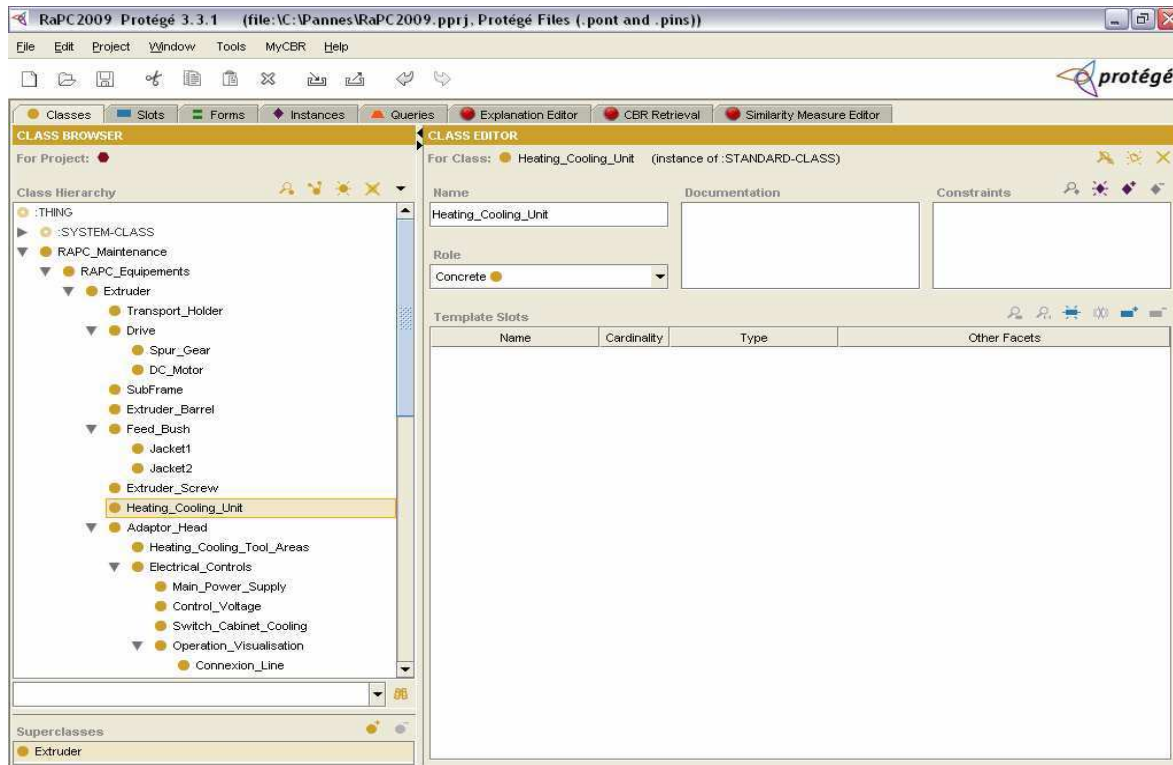


Figure 7.3 : Représentation de l'ontologie du domaine étudié par l'éditeur Protégé

Par la suite, notre ontologie a été transformée en un fichier de type OWL (Web Ontology Language), qui nous aidera à représenter les concepts et les instances des classes de notre ontologie, ainsi que les relations de dépendance entre ces concepts en utilisant la logique de description [F. Lapique, 2006]. Ces instances seront la base d'une recherche par ontologies, utilisée dans les deux cycles RàPC de notre approche. Le fichier OWL généré sera de format XML (The Extensible Markup Language), un extrait de son contenu est représenté par la figure suivante :

```

xml:base="http://localhost/pannes.owl">
<owl:Ontology rdf:about=""/>
<owl:Class rdf:ID="Terminal_End_Cover">
  <rdfs:subClassOf>
    <owl:Class rdf:ID="Control_Cabinet"/>
  </rdfs:subClassOf>
</owl:Class>
<owl:Class rdf:ID="Weighing_System"/>
<owl:Class rdf:ID="Switch_Cabinet_Cooling">
  <rdfs:subClassOf>
    <owl:Class rdf:ID="Electrical_Controls"/>
  </rdfs:subClassOf>
</owl:Class>
<owl:Class rdf:ID="Screw_Ejector"/>
<owl:Class rdf:ID="Spur_Gear">
  <rdfs:subClassOf>

```

Figure 7.4 : Schéma XML de l'ontologie du domaine d'étude représenté par le OWL

3- Intégration des techniques du Datamining dans le prétraitement des cas

3.1- Partitionner les données en échantillons d'apprentissage et de test

Lors du traitement de notre base de cas par les techniques du Datamining, on a scindé les données en 2 parties : un échantillon d'apprentissage comprenant 150 cas de pannes (30% de la base des cas), servant à élaborer les traitements voulus. La seconde partie, l'échantillon de test (350 cas formant 70% du contenu de notre base de cas), servant à évaluer et mieux comprendre et valider les résultats des traitements sur les données d'apprentissage. Aussi, pour des variables qualitatives, comme quelques attributs de notre base, nous ne pouvons pas directement lancer les algorithmes de la SHA et du K-Means surtout avec la distance euclidienne usuelle [S. Tufféry, 2002]. Cela nous a obligé à travailler en deux étapes : (1) Réaliser une Analyse en Composantes Principales (ACP) pour réduisant du nombre de variables quantitatives à traiter ; suivie d'une Analyse des Correspondances Multiples (ACM), pour la discrétisation des variables qualitatives ; (2) Lancer les K-Means et le SHA sur les x premiers axes factoriels issus des analyses par ACP et ACM.

Ainsi, pour distinguer les cas appartenant à l'échantillon d'apprentissage de ceux de test, on a introduit dans la base des cas un nouvel attribut « État », qui aura la valeur *Apprentissage* pour les cas appartenant à l'échantillon d'apprentissage, et *Test* pour les cas de validation. Le choix des cas appartenant à ces échantillons est aléatoire.

3.2- Prétraitement et préparation des données

Notre base de cas est composée de variables quantitatives et d'autres qualitatives (de type nominal). Seuls les attributs à valeurs discrètes peuvent être utilisés dans la construction des clusters par l'application de la SHA et la génération des K-Means. Ainsi, il est nécessaire de les discrétiser, si l'on veut introduire des attributs à valeurs qualitatives dans l'analyse. Aussi, on doit normaliser les données, exprimées dans des unités différentes, en les ramenant dans le même référentiel. Nous devons donc passer par une phase préalable de préparation des variables nominales, cela est possible par l'ACM. Aussi, il existe des indicateurs lumineux (ID1, ..., ID6) qui peuvent prendre des valeurs soit rouge (cas de problème) ou vert (bon fonctionnement). Ces indicateurs sont sémantiquement proches ; et vu leur nombre, on a opté pour leur réduction par une ACP, générant des axes factoriels résumant leur contenu. L'avantage pratique de cette approche est que, en n'utilisant que les x premiers facteurs issus de l'analyse factorielle par ACP et ACM aux algorithmes de segmentation, nous ne retenons que l'information essentielle, nous évacuons celles qui sont assimilables à du bruit. La qualité du partitionnement n'en sera que meilleure.

3.2.1- Réalisation d'un traitement statistique descriptif comparatif

Ce type de traitements est utilisé pour la détection d'éventuelles scories, en se basant sur des statistiques discrètes univariées. Nous calculons les histogrammes de fréquences sur l'ensemble des variables qualitatives. Il s'agit avant tout de détecter d'éventuelles situations à problèmes, comme la présence de modalités très rares, susceptibles de perturber les résultats. Les statistiques discrètes univariées, malgré (ou grâce à) leur simplicité, aideront à mieux interpréter le contenu initial de la base des cas, et les clusters générés suite aux traitements de segmentation. Ces statistiques sont très populaires ; elles permettent de détecter rapidement les principales variables qui différencient fortement les segments.

La figure ci-dessous indique les occurrences des modalités de deux attributs qualitatifs de la base des cas, la *Catégorie* de la panne, et le *Composant* défectueux. Les histogrammes montrent qu'il n'existe pas de valeurs assez rares pour perturber les traitements ultérieurs. L'indice de Gini, mesurant le degré d'inégalité de la distribution des valeurs d'une variable, a donné une évaluation de la dispersion statistique des valeurs des deux attributs dans les environs de 0,83.

Attribute	Gini	Distribution			
		Values	Count	Percent	Histogram
Categorie	0,8299	Système_Régulation	47	23,50 %	
		Gatégorie_Générale	12	6,00 %	
		Mécanisme_Entraînement	43	21,50 %	
		Appareil_Alimentation	18	9,00 %	
		Chauffage_Refroidissement	5	2,50 %	
		Scie	40	20,00 %	
		Calibreur	22	11,00 %	
		IGS	13	6,50 %	
Composant	0,8293	Adapter_Element	28	14,00 %	
		Transport_Holder	34	17,00 %	
		Connexion_Line	28	14,00 %	
		Control_Voltage	38	19,00 %	
		Heating_Cooling_Unit	49	24,50 %	
		Water_Supply	4	2,00 %	
		Jacket	4	2,00 %	
		Melt_Pressure	15	7,50 %	

Figure 7.5 : Résultats d'une statistique discrète univariée sur les modalités des attributs qualitatifs

3.2.2- Analyse en Composantes Principales

Il est possible de traiter directement les indicateurs lumineux existants (six indicateurs, ajoutés à deux autres attributs quantitatifs : la température et la pression du moteur). Mais, vu leur nombre, et surtout leur rapprochement du côté sémantique, leur projection dans un nouvel espace plus réduit, par une analyse factorielle, les rend plus visibles. En effet, l'ACP résume l'ensemble de données analysées en une série de variables factorisées. Il s'agit de projection des données à réduire sur des axes factoriels. La popularité de l'ACP repose en grande partie sur les représentations graphiques qu'elle propose, nous permettant d'apprécier visuellement les résultats de la réduction de dimensions effectuée (voire figure 7.6). Dans notre cas, nous projetons les indicateurs lumineux (ID1, ..., ID6) dans trois plan factoriels. Puisque, nous constatons que les trois premiers axes factoriels restituent 87,15% de l'information disponible. Nous allons lancer la SHA et le K-Means sur ces axes.

Axis	Eigen value	% explained	Histogram	% cumulated
1	2,536281	42,27%		42,27%
2	1,747969	29,13%		71,40%
3	0,944998	15,75%		87,15%
4	0,526897	8,78%		95,94%
5	0,203969	3,40%		99,34%
6	0,039886	0,66%		100,00%
Tot.	6,000000	-	-	-

Figure 7.6 : Les résultats d'une analyse ACP

La même ACP sera appliquée sur l'espace des Descripteurs-Pannes et des Descripteurs-Solutions, puisque les champs à réduire (les indicateurs lumineux) seront les mêmes pour ces deux espaces.

3.2.3- Analyse des Correspondances Multiples

Comme les algorithmes des SHA et K-Means n'effectuent pas une segmentation sur des variables qualitatives, nous allons construire des axes factoriels avec une Analyse des Correspondances Multiples, visant la discrétisation des attributs qualitatifs de notre base de cas. L'ACM est parmi les techniques de discrétisation les plus utilisées. Elle projette les variables qualitatives dans un nouvel espace discret ; nous pouvons dès lors réaliser des traitements (segmentation ou classification) dans ce nouvel espace de représentation en utilisant la métrique euclidienne usuelle.

Suite à l'application de l'ACM sur les données qualitatives de l'espace Descripteurs-Pannes de notre base de cas (les attributs concernés sont : *Catégorie* de panne et *Unité_Fonctionnelle*) ; nous obtenons les résultats figurant ci-dessous. Les 10 premiers facteurs traduisent plus de 91% de l'information disponible dans ces deux attributs.

Axis	Eigen value	% explained	Histogram	% cumulated
1	0,930844	13,30%		13,30%
2	0,872554	12,47%		25,76%
3	0,829982	11,86%		37,62%
4	0,758808	10,84%		48,46%
5	0,621147	8,87%		57,33%
6	0,521429	7,45%		64,78%
7	0,500000	7,14%		71,93%
8	0,500000	7,14%		79,07%
9	0,478571	6,84%		85,90%
10	0,378853	5,41%		91,32%
11	0,241192	3,45%		94,76%
12	0,170018	2,43%		97,19%

Figure 7.7 : Les résultats d'une analyse ACM sur l'espace Descripteurs-Pannes

Pour l'espace des Descripteurs-Solutions, la factorisation par la méthode de l'ACM est appliquée aux champs : *Catégorie* de la panne, l'*Unité_Fonctionnelle* concernée et le *Composant* défectueux, détecté après diagnostic de la panne. Nous obtenons les résultats si-dessous ; les 10 premiers facteurs traduisent plus de 62% de l'information disponible.

En nous servant de ces résultats, nous n'utiliserons que les 10 principaux premiers axes factoriels générés dans les algorithmes de segmentation envisagés ; sans aucune normalisation nécessaire, la distance euclidienne simple sera suffisante.

Axis	Eigen value	% explained	Histogram	% cumulated
1	0,962127	12,03%		12,03%
2	0,871847	10,90%		22,92%
3	0,797236	9,97%		32,89%
4	0,415002	5,19%		38,08%
5	0,387150	4,84%		42,92%
6	0,336425	4,21%		47,12%
7	0,333333	4,17%		51,29%
8	0,333303	4,17%		55,46%
9	0,304139	3,80%		59,26%
10	0,268831	3,36%		62,62%
11	0,158861	1,99%		64,60%
12	0,086495	1,08%		65,68%

Figure 7.8 : Les résultats d'une analyse ACM sur l'espace Descripteurs-Solutions

3.3- Choix du nombre de clusters par l'algorithme SHA

Le succès de la SHA, comme technique de segmentation automatique, repose sur sa capacité à produire des groupements emboîtés ; en gardant la possibilité de choisir, parmi les regroupements proposés, celui qui correspond au mieux aux contraintes de l'étude et aux objectifs de l'analyste. Cet avantage s'accompagne d'une représentation graphique très représentative, le dendrogramme. Il nous éclaire, parmi les solutions envisageables, celle qui semble la plus pertinente. Nous avons réalisé une Segmentation Ascendante Hiérarchique basée sur la méthode du saut minimal, en utilisant les axes factoriels générés de l'ACP et l'ACM.

3.3.1- Pour l'espace des Descripteurs-Pannes

La figure ci-dessous affiche les résultats de construction des groupements SHA sur l'espace des Descripteurs-Pannes de notre base des cas. Elle illustre les différents niveaux d'agrégation et donne des indications sur le nombre et le contenu des classes à retenir, en spécifiant le saut le plus élevé dans le dendrogramme. Dans cet espace, l'application de la SHA a généré une segmentation optimale en quatre clusters. Le dendrogramme correspondant confirme que le partitionnement en 4 segments est judicieux.

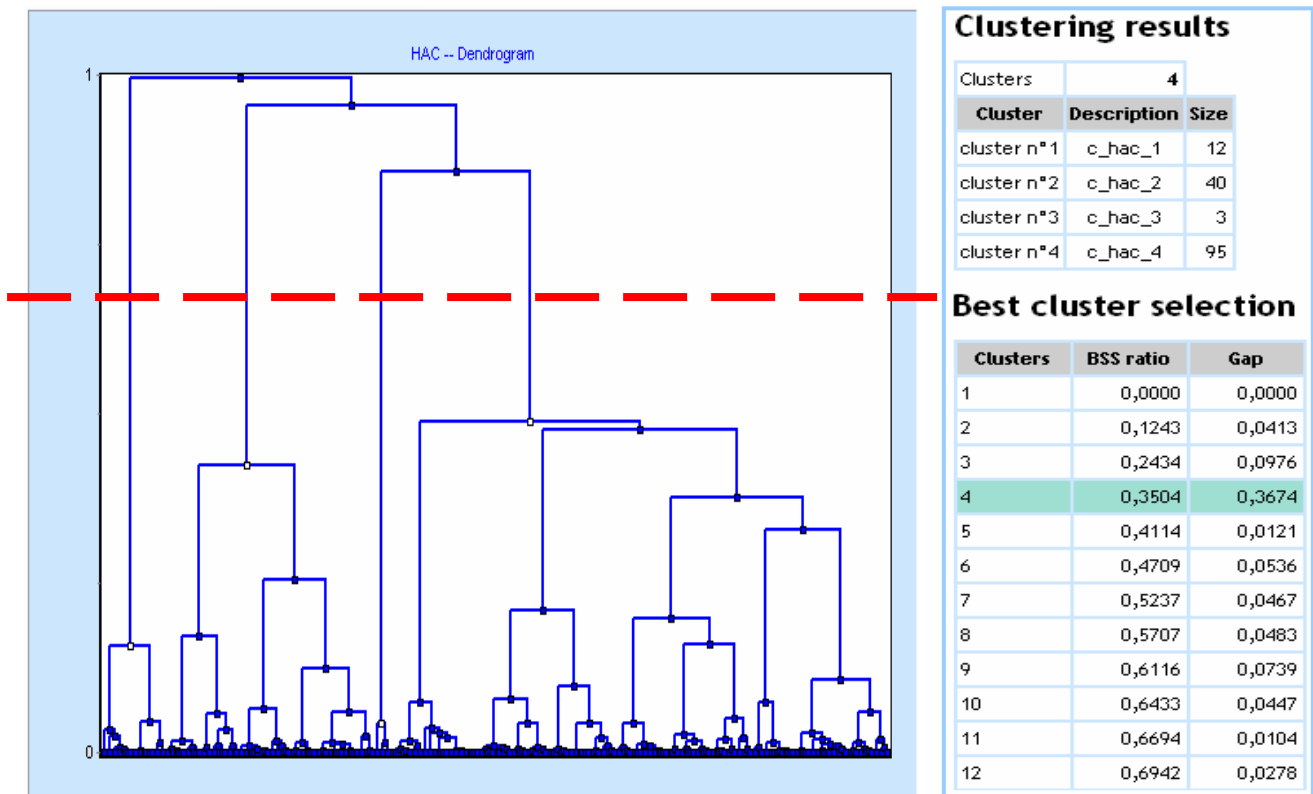


Figure 7.9 : Le dendrogramme d'agrégation de l'espace Descripteurs-Pannes

3.3.2- Pour l'espace des Descripteurs-Solutions

Les données d'entrée pour la SHA de l'espace des Descripteurs-Solutions sont les mêmes pour l'espace Descripteurs-Pannes, mais en ajoutant l'attribut *Composant* qui spécifie l'élément de la machine concerné par la panne déjà diagnostiquée. Le dendrogramme de l'espace des solutions est présenté par la figure ci-dessous.

L'intégration des axes factoriels issus de l'ACM sur les variables qualitatives appartenant à l'espace des Descripteurs-Solutions a donné une Segmentation Hiérarchique Ascendante différente de celle de l'espace des Descripteurs-Pannes. Pour l'espace des solutions, la SHA propose une segmentation optimale de six clusters. En vérifiant le dendrogramme accompagnant, il apparaît effectivement qu'une partition en 6 segments est crédible.

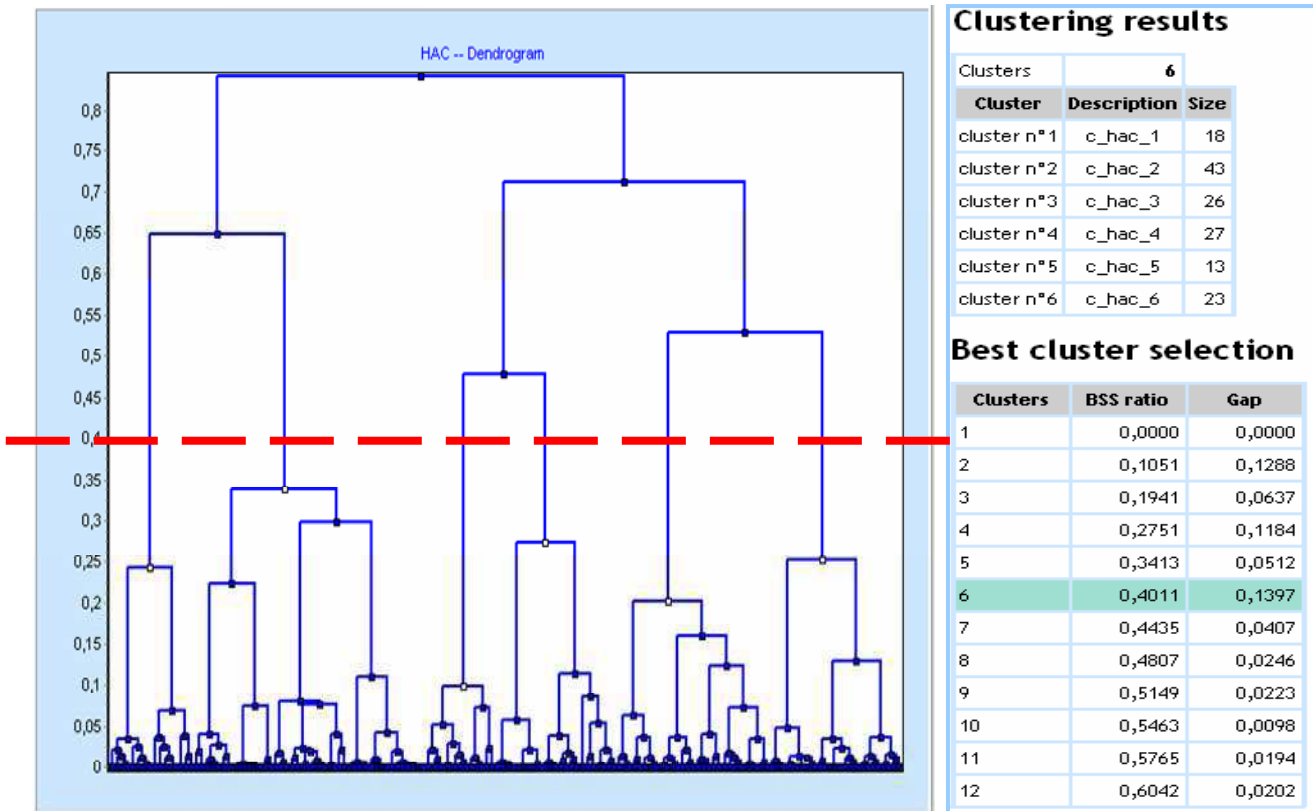


Figure 7.10 : Les résultats de la SHA dans l'espace Descripteurs-Solutions

3.4- Le K-Means sur les axes factoriels et les données continues

Pour réaliser une classification automatique sur les individus de l'échantillon d'apprentissage, nous avons utilisé la méthode des K-Means, appliquée aux axes factoriels issus des prétraitements par l'ACP et l'ACM. Comme la méthode des K-Means présente l'inconvénient d'obliger la fixation préalable du nombre K de clusters, il sera initié à partir des résultats issus de l'application de la SHA. La normalisation des données pour le calcul des distances entre les clusters n'est pas nécessaire. Les variables ne sont pas pondérées car la variance d'un axe représente également l'inertie qu'il représente. Le calcul des centres lors des itérations est basé sur l'algorithme de McQueen.

3.4.1- Pour l'espace des Descripteurs-Pannes

Suivant les résultats de la SHA sur cet espace, nous effectuons une segmentation par les K-Means sur quatre clusters. Aucune normalisation n'est effectuée, et la distance euclidienne simple est utilisée. Le graphique des nuages de points est un outil de visualisation très intéressant pour comprendre et bien interpréter les groupes. La figure ci-dessus énumère les groupes avec les effectifs associés. Comme résultat de l'application des K-Means sur cet espace, le premier groupe comporte 36 cas de panne, le seconde 60 cas, 17 pour le troisième et 37 pour le quatrième cluster. L'inertie intra classes est assez élevée pour distinguer leurs contenus.

En revenant sur les clusters représentés graphiquement, nous constatons que les groupes sont parfaitement discernables sur les axes de la pression et la température du moteur. Nous avons réalisé presque 20 essais d'optimisation, avec un nombre d'itérations maximum à 40.

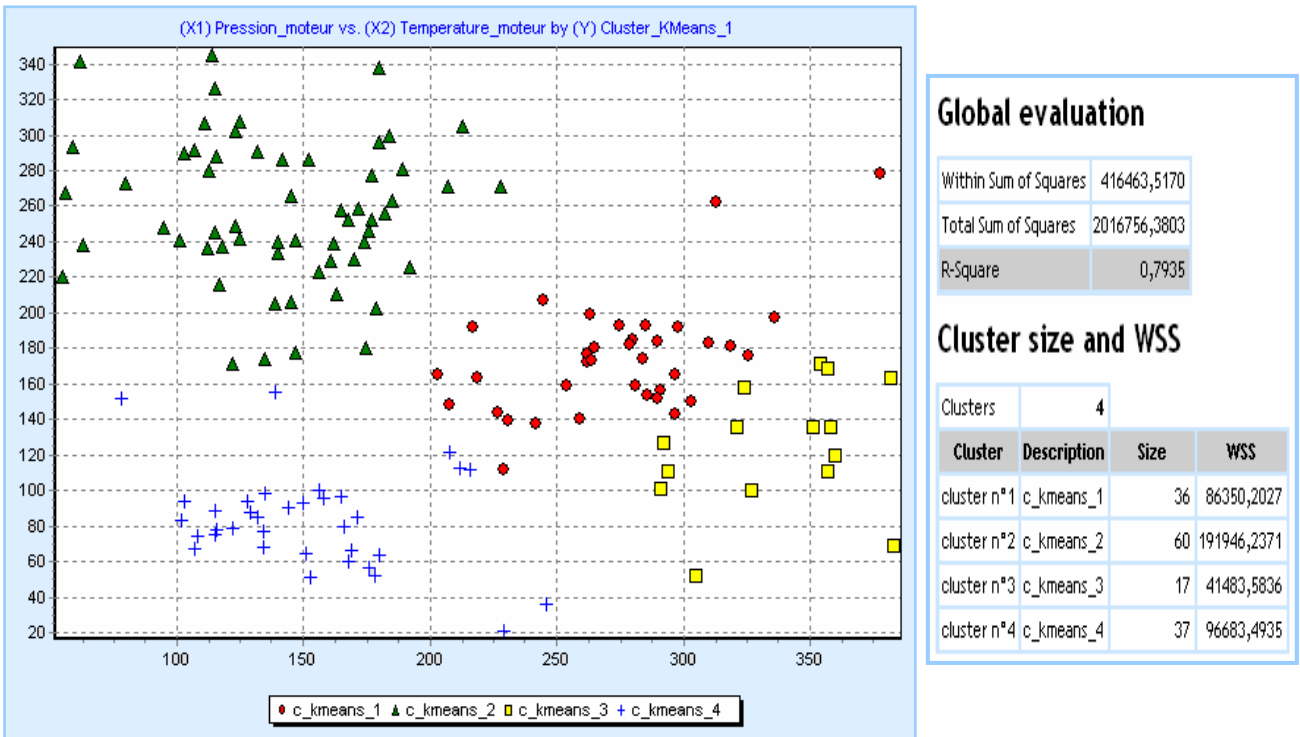


Figure 7.11 : Représentation visuelle des clusters de l'espace Descripteurs-Pannes

3.4.2- Pour l'espace des Descripteurs-Solutions

Vu la représentation graphique des résultats du K-Means sur cet espace, les six clusters ont mieux détaillé le contenu de la base de cas. L'inégalité des nombres de clusters entre les deux espaces est due aux informations additionnelles fournies par l'attribut supplémentaire indiquant le *Composant* de la machine concerné par la panne. Cet attribut ne prend sa valeur qu'après avoir diagnostiquer la panne. Ainsi, il ne sera utilisé que lors des traitements sur l'espace Descripteurs-Solutions. La figure ci-dessous montre une fréquence très équilibrée de distribution des cas sur les clusters de cet espace.

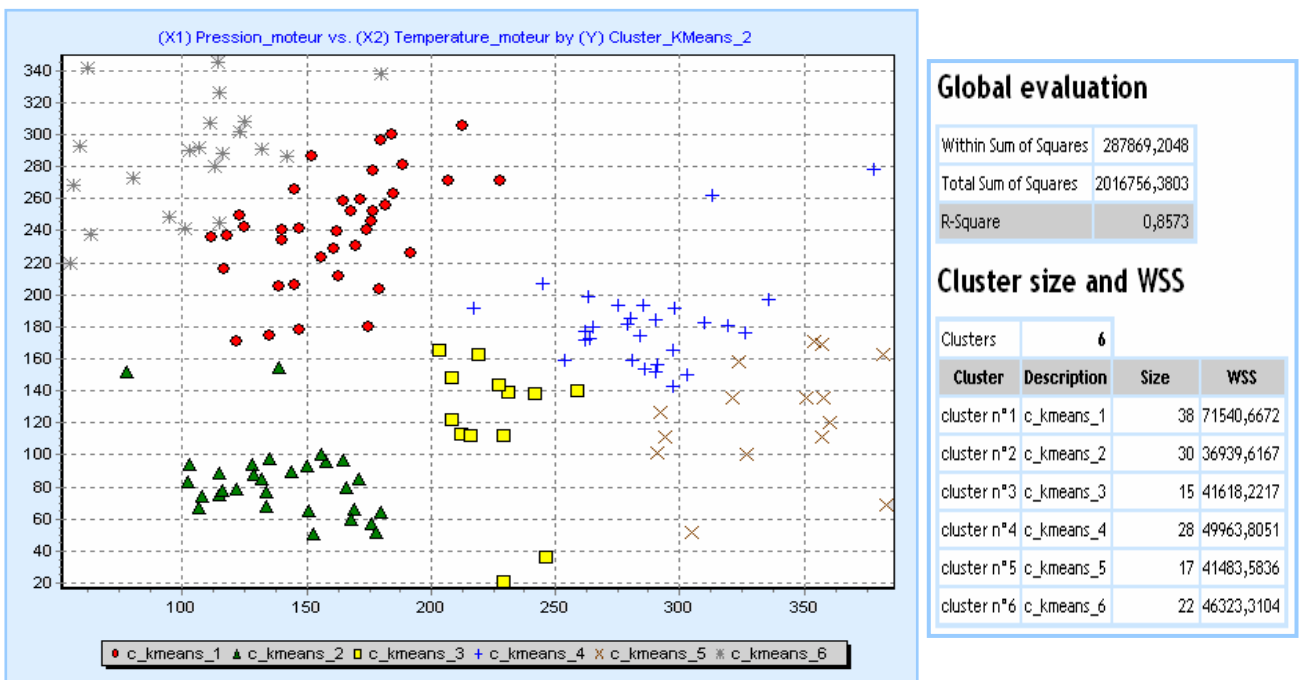


Figure 7.12 : Représentation visuelle des clusters de l'espace Descripteurs-Solutions

3.4.3- Analyse des clusters générés

Les outils qu'on a utilisé pour interpréter les groupes sont :

- ☞ *Une statistique descriptive comparative* : pour bien comprendre les groupes générés, on utilise une autre fois les statistiques descriptives comparatives, qui donnent d'excellentes indications sur la teneur des groupes. Pour les variables qualitatives, il s'agit principalement de comparer la fréquence des modalités dans chaque cluster. La figure ci-dessous détaille le contenu d'un cluster de l'espace des Descripteurs-Pannes, suivant les attributs de la base et leur contenu.

Cluster_KMeans_1=c_kmeans_1			
Examples		[32,7 %] 49	
Att - Desc	Test value	Group	Overall
Continuous attributes : Mean (StdDev)			
Pression_moteur	10,45	301,12 (42,45)	198,87 (83,15)
ID4	0,44	0,61 (0,49)	0,59 (0,49)
ID2	0,33	0,61 (0,49)	0,59 (0,49)
ID5	-0,06	0,49 (0,51)	0,49 (0,50)
ID6	-0,41	0,45 (0,50)	0,47 (0,50)
ID3	-0,77	0,41 (0,50)	0,45 (0,50)
ID1	-1,02	0,37 (0,49)	0,43 (0,50)
Temperature_moteur	-2,31	155,73 (44,34)	177,84 (81,32)
Discrete attributes : [Recall] Accuracy			
Categorie=Calibreur	5,49	[93,8 %] 30,6 %	10,7 %
Categorie=Catégorie_Générale	3,89	[83,3 %] 20,4 %	8,0 %
Unité_Fonctionnelle=Unité_Chauffage_Refroidissement	3,62	[59,4 %] 38,8 %	21,3 %

Figure 7.13 : Statistiques descriptives sur un cluster de l'espace Descripteurs-Pannes

Nous constatons que pour les variables quantitatives, la pression du moteur est l'attribut le plus lié aux clusters. Pour les variables qualitatives, la catégorie de la panne est la plus décisive pour l'affectation d'un cas de panne à un cluster donné. Ce cluster correspond généralement aux pannes causées par une pression moteur élevée, due à un problème au calibreur de l'extrudeuse ; les indicateurs lumineux ID4 et ID2 seront fort probablement allumés en rouge.

- ☞ *Un Croisement entre les clusters et les variables qualitatives* : au plus de l'analyse statistique, basée sur la modalité des attributs, une autre manière de comprendre les groupements est d'utiliser une table de contingences, par le croisement des attributs qualitatifs avec les clusters générés. Nous paramétrons cette table, basée sur la distribution de *Chi-Square* comparant la fréquence des données nominales dans un groupe, pour que les liaisons les plus significatives apparaissent en premier. Cela revient à trier les résultats selon le coefficient *T* de *Tschuprow* décroissant ; ce test est une normalisation par les degrés de libertés, utilisant le calcul du *CHI-2*.

Row (Y)	Column (X)	Statistical indicator										
		Stat	Value									
Cluster_KMeans_1	Categorie	Tschuprow's t	0,252613	c_kmeans_1	Système_Régulation	Gatégorie_Générale	Mécanisme Entraînement	Appareil_Alimentation	Chauffage_Refroidissement			
		Cramer's v	0,371285	c_kmeans_2	4	10	9	1	0			
		Phi ²	0,413558	c_kmeans_3	8	0	14	6	2			
		Chi ² (p-value)	62,03 (0,0238)	c_kmeans_4	3	1	13	6	0			
		Lambda	0,168317	Sum	3	1	7	5	1			
		Tau (p-value)	0,1601 (0,0030)		18	12	43	18	3			
		U(R/C)	0,1634 (p-value)									
Cluster_KMeans_1	Unité_Fonctionnelle	Tschuprow's t	0,201709	c_kmeans_1	Moteur_extrudeuse	Canal_Extraction_Tubes	Unité_Alimentation	Unité_Chauffage_Refroidissement	Sum			
		Cramer's v	0,201709	c_kmeans_2	6	19	5	19	49			
		Phi ²	0,122060	c_kmeans_3	4	25	6	4	39			
		Chi ² (p-value)	18,31 (0,0318)	c_kmeans_4	3	17	10	4	34			
		Lambda	0,108911	Sum	3	14	6	5	28			
		Tau (p-value)	0,0475 (0,0117)		16	75	27	32	150			
		U(R/C)	0,0431 (p-value)									

Figure 7.14 : Extrait de la table de contingences entre les variables qualitatives et les clusters générés (Espace Descripteurs-Pannes)

3.4.4- Le mappage entre les deux espaces segmentés

Notre approche nécessite l'application de la segmentation sur deux espaces mappés, l'espace des Descripteurs-Pannes et l'espace des Descripteurs-Solutions. La figure ci-dessous présente les clusters générés, ainsi que le mappage entre ces derniers selon des mesures de similarité globales.

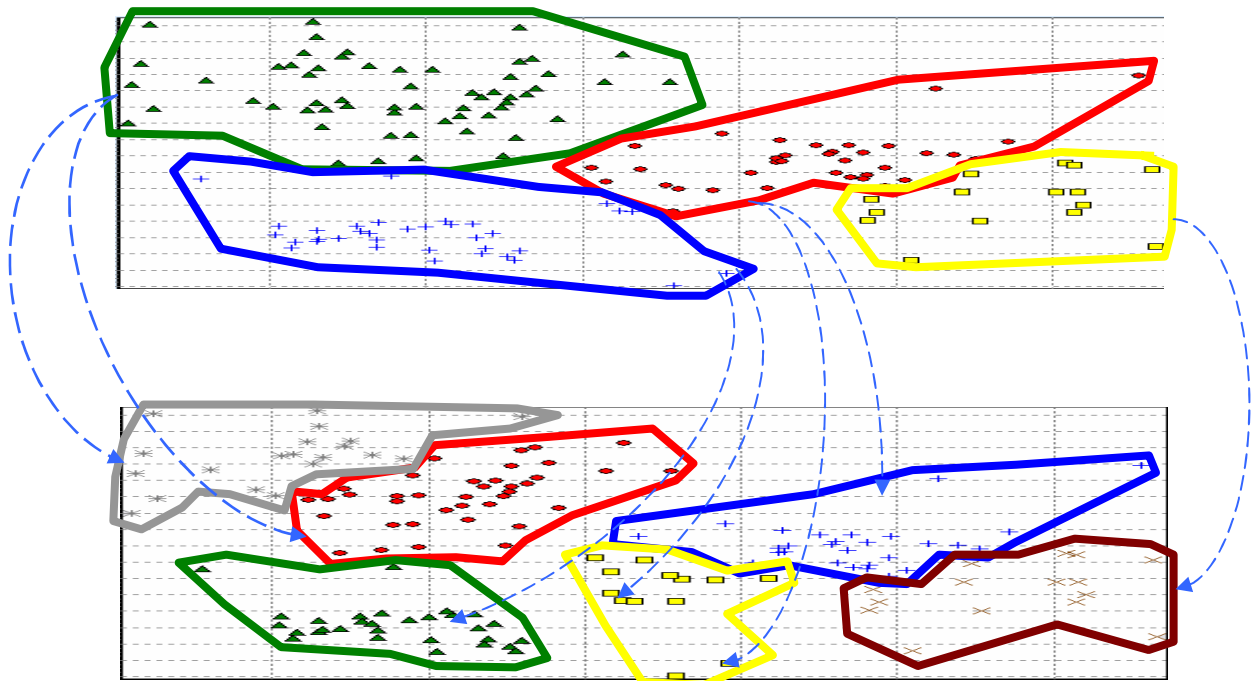


Figure 7.15 : Mappage entre les clusters générés dans les deux espaces (Descripteurs-Pannes & Descripteurs-Solutions)

4- Validation des résultats des prétraitements

4.1- Pourquoi un échantillon d'apprentissage et un autre de test

L'idée est de pouvoir éprouver la crédibilité des traitements en les confrontant à un échantillon n'ayant pas servi à leur élaboration. Les résultats des traitements sur l'échantillon d'apprentissage seront comparés à ceux des données de test, ce qui nous aidera à les évaluer convenablement, pour une meilleure compréhension et validation de ces traitements. Cette idée, très pratiquée en apprentissage supervisé, permet d'évaluer la stabilité des solutions proposées par les algorithmes implémentés.

Classer le reste de la population par rapport aux groupes construits renforce à la fois l'interprétation de ces groupes et les connaissances que l'on peut avoir de la population initiale. Cette démarche est très utilisée dans la recherche ; surtout lorsque l'on veut montrer l'efficacité d'une méthode de segmentation. Pour cela, un autre test de validation des résultats de notre approche est fourni par une opération de déploiement ; par l'association des individus supplémentaires aux groupes générés par l'échantillon d'apprentissage. Le déploiement est une étape importante du Datamining. Il s'agit, après la construction des clusters à l'aide d'un algorithme de classification automatique, d'affecter les individus supplémentaires à ces clusters. Le déploiement est basé sur la vérification de la cohérence des résultats de test avec ceux des données d'apprentissage que l'on a vu plus haut. Nous retiendrons principalement qu'il y a 150 cas d'apprentissage (30% des cas de la base), et 350 cas supplémentaires à classer (70% de la base).

4.2- Les axes factoriels générés par les individus supplémentaires

Préalablement, on a réalisé les opérations de prétraitement adéquates sur les individus supplémentaires, par la projection des attributs de la base sur les axes factoriels, en utilisant l'APC et l'ACM sur les données correspondantes. L'exécution de l'ACP sur les indicateurs lumineux (ID1, ..., ID6) des données de l'échantillon de test montre que les trois premiers axes factoriels résument 84% de l'information disponible. Cela laisse à penser que, comparée avec les données d'apprentissage, nous avons obtenu une représentation satisfaisante des indicateurs lumineux. Ainsi, l'application de l'ACP sur les individus supplémentaires a renforcé les résultats obtenus préalablement, et cela pour les deux espaces de la base de cas.

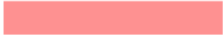





Axis	Eigen value	% explained	Histogram	% cumulated
1	2,394140	39,90%		39,90%
2	1,725023	28,75%		68,65%
3	0,938919	15,65%		84,30%
4	0,534884	8,91%		93,22%
5	0,272405	4,54%		97,76%
6	0,134629	2,24%		100,00%
Tot.	6,000000	-	-	-

Figure 7.16 : Les résultats d'une analyse ACP sur les données de test

Pour l'ACM, on a remarqué que, plus la modalité des variables qualitatives est plus grande, plus c'est difficile de les discrétiser sans avoir une grande perte d'informations. Mais on pourra estimer que la majorité des informations ignorées par les axes factoriels, issus de l'ACM sur les données de test, représentent des données bruit, causées par les valeurs à faible occurrence des variables qualitatives analysées. La figure suivante représente les résultats de l'ACM sur les données de test de l'espace Descripteurs-Pannes. Par rapport aux résultats générés par les données d'apprentissage, qui montre une meilleure discrétisation de données, les 10 premiers axes de l'ACM pour les données de test représentent 69% des informations fournies par les variables qualitatives.

Axis	Eigen value	% explained	Histogram	% cumulated
1	0,927512	10,91%		10,91%
2	0,793214	9,33%		20,24%
3	0,704014	8,28%		28,53%
4	0,500000	5,88%		34,41%
5	0,500000	5,88%		40,29%
6	0,500000	5,88%		46,17%
7	0,500000	5,88%		52,06%
8	0,500000	5,88%		57,94%
9	0,500000	5,88%		63,82%
10	0,500000	5,88%		69,70%
11	0,500000	5,88%		75,59%
12	0,500000	5,88%		81,47%
13	0,295986	3,48%		84,95%
14	0,206786	2,43%		87,38%

Figure 7.17 : Les résultats d'une analyse ACM sur les données de test (Espace Descripteurs-Pannes)

4.3- Explication des résultats de la segmentation et interprétation des groupes

Nous avons utilisé une Segmentation Ascendante Hiérarchique basée sur la technique du saut minimal. Ainsi, la stratégie de test doit être en adéquation avec la stratégie d'agrégation. Donc, pour une validation judicieuse, les cas de pannes appartenant à l'échantillon de test doivent être segmentés avec la même méthode, et suivant la même variante.

Pour l'algorithme des SHA, la segmentation automatique de la base de cas pour l'espace des Descripteurs-Solutions a donné, comme solution optimale, six clusters pour les données de test ; c'est le même nombre de clusters pour les données d'apprentissage. Cela donnera une grande crédibilité aux résultats issus de la segmentation par agglomération des données d'apprentissage ; malgré une petite différence dans le pourcentage de distribution des cas entre ces clusters.

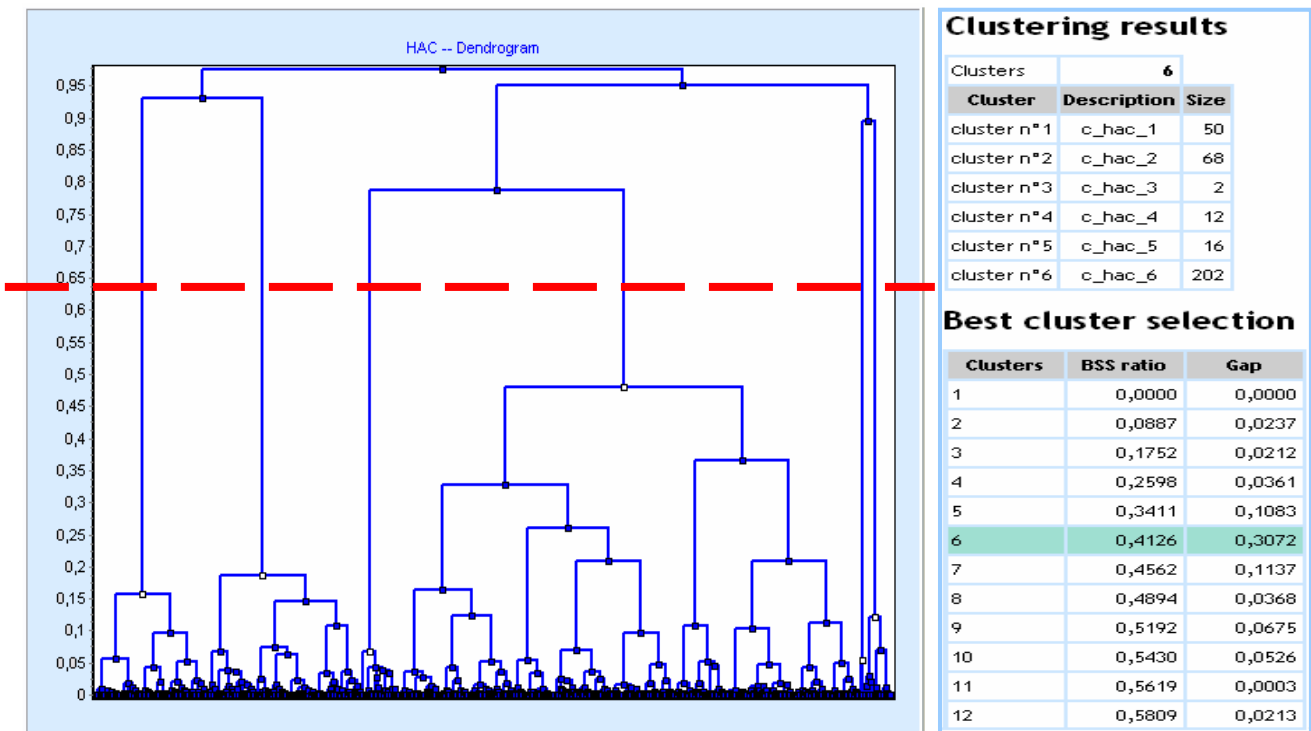


Figure 7.18 : Les résultats de la SHA sur les données supplémentes (Espace Descripteurs-Solutions)

Pour le K-Means, l'espace des Descripteurs-Solutions sera segmenté en quatre segments. Le premier groupe comporte 78, le deuxième 47, 102 pour le troisième et 123 pour le dernier. L'inertie intra classes assez grande pour distinguer clairement les clusters.

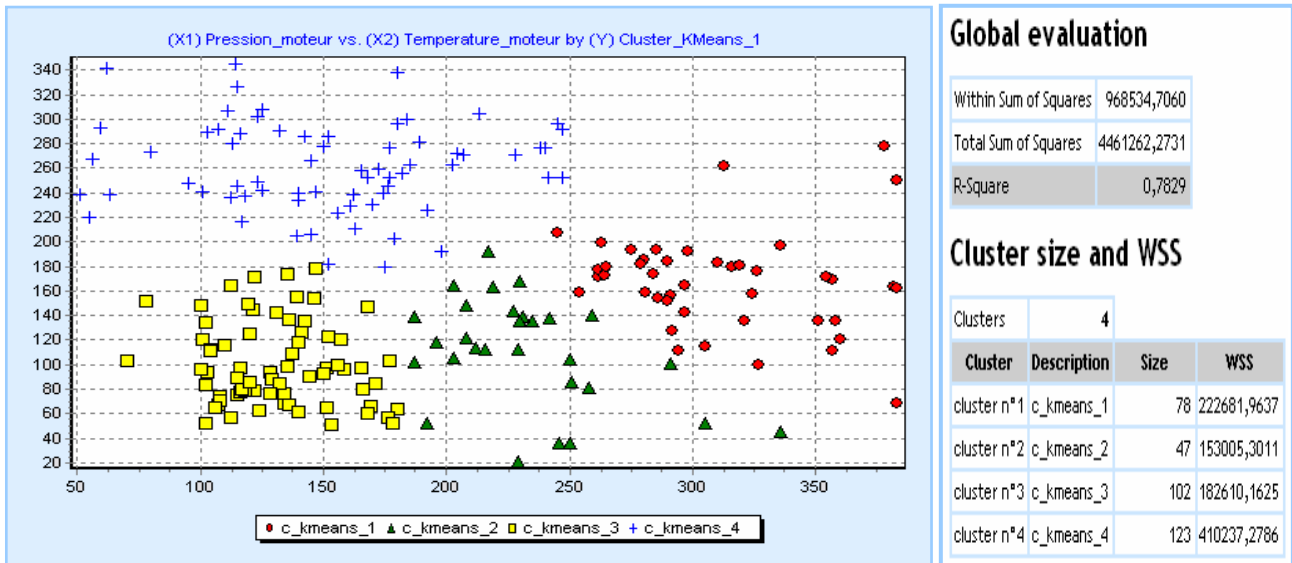


Figure 7.19 : Les résultats d'une segmentation par les K-Means sur les données de test (Espace Descripteurs-Pannes)

L'interprétation des groupes nous permet de dégager les caractéristiques et les comportements types. En utilisant une statistique décrivant du contenu des clusters générés dans l'espace des Descripteurs-Pannes, on pourra expliquer leur contenu comme suite : le premier groupe est essentiellement composé de pannes caractérisées par une pression moteur élevée, survenant sur le composant *Adapter_Element* ou la catégorie fonctionnelle *Tireuse* de l'extrudeuse, avec l'identificateur lumineux ID1 en rouge. Pour le deuxième groupe, il s'agit de pannes avec une température et une pression moteur moyennes, et l'identificateur lumineux ID5 en rouge ; divers composants et catégories fonctionnelles peuvent être la source de cette panne. Le troisième cluster est caractérisé l'identificateur lumineux ID3 en rouge, et une basse température moteur. Enfin, le quatrième groupe est fortement lié aux cas de panne ayant une température moteur très élevée, avec les identificateurs lumineux ID1 et ID6 en rouge ; Il s'agit de problèmes de synchronisation du moteur et du calibrage des tubes de plastique.

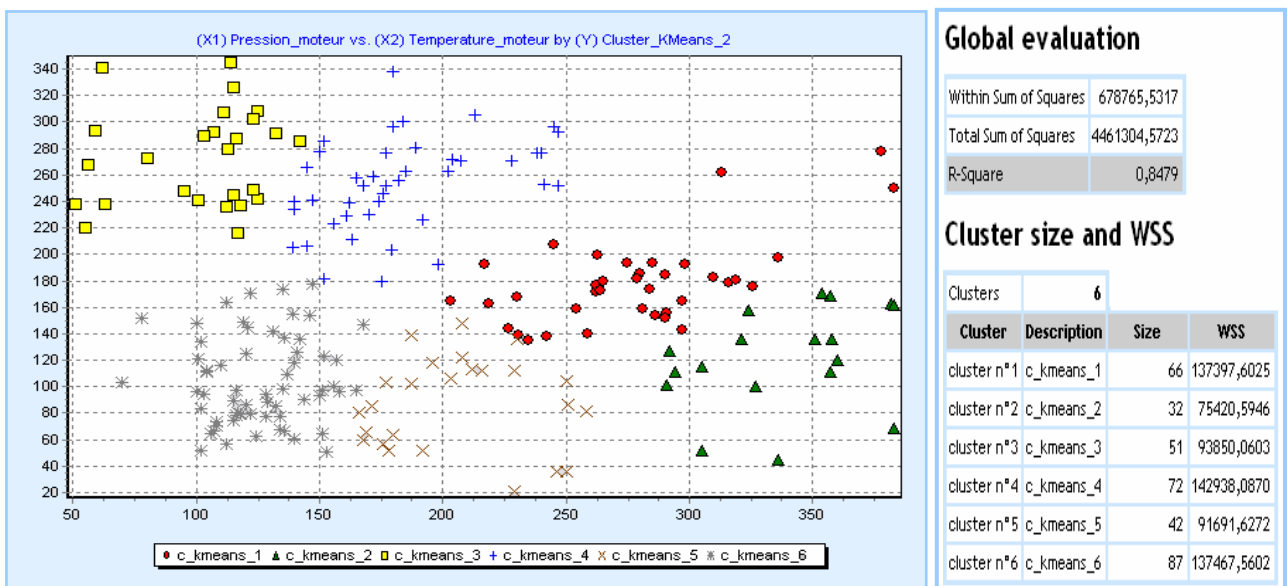


Figure 7.20 : Les résultats d'une segmentation par les K-Means sur les données de test (Espace Descripteurs-Solutions)

La représentation graphique par les nuages de points est très représentative. En comparant les clusters générés par les données d'apprentissage avec celles de test, on remarque clairement la grande cohérence entre les résultats des deux échantillons, à moins que le nombre d'individus (les points dans le graphe) est bien sur plus grand pour les données de test.

4.4- Validation des résultats par déploiement

Ici également, nous pouvons utiliser une autre technique de validation très importante, basée sur l'affectation des cas appartenant à l'échantillon des données de test aux clusters générés par le K-Means sur les données d'apprentissage ; en se basant sur la distance aux centres de ces clusters. Ensuite compare le taux d'appartenance à chaque cluster, par rapport à celui des données de l'échantillon d'apprentissage.

Ainsi, et puisque la partition des cas de la base en données apprentissage et autres de test a été réalisée au hasard, on s'attend à ce que la proportion des groupes pour les données de test soit à peu près identique à celle des données d'apprentissage. Nous avons utilisé pour cela une statistique discrète univariée [S. Tufféry, 2002]. La figure ci-dessous nous donne l'appartenance des cas de l'espace Descripteurs-Solutions aux clusters générés sur l'espace Descripteur-Pannes.

Espace Descripteurs-Pannes					
Attribute	Gini	Distribution			
		Values	Count	Percent	Histogram
Cluster_KMeans_1	0,7320	c_kmeans_1	100	28,57 %	
		c_kmeans_2	118	33,71 %	
		c_kmeans_3	76	21,71 %	
		c_kmeans_4	56	16,00 %	

Espace Descripteurs-Solutions					
Attribute	Gini	Distribution			
		Values	Count	Percent	Histogram
Cluster_KMeans_1	0,8043	c_kmeans_1	85	24,29 %	
		c_kmeans_2	97	27,71 %	
		c_kmeans_3	38	10,86 %	
		c_kmeans_4	55	15,71 %	
		c_kmeans_5	32	9,14 %	
		c_kmeans_6	43	12,29 %	

Figure 7.21 : Résultats du déploiement des données de test sur les clusters d'apprentissage

En vérifiant la fréquence de distribution des cas de l'échantillon de test, on a conclu que les proportions sont à peu près similaires, soit pour l'espace des Descripteurs-Pannes, ou celui des Descripteurs-Solutions. Ainsi, le taux d'appartenance des cas de test aux clusters d'apprentissage est presque similaire à leur distribution sur les clusters de test.

5- Les étapes de notre cycle de capitalisation des connaissances

5.1- Le cycle RàPC dans l'espace Descripteurs-Pannes

Dans la première phase du cycle on doit donner les descripteurs de pannes observés. Un formulaire est à remplir, servant à modéliser ces indicateurs, suivant le modèle de représentation des pannes utilisé. L'utilisation de l'ontologie des composants de la machine étudiée améliorera la qualité de la recherche et la pertinence des résultats trouvés. La figure suivante illustre cette étape.

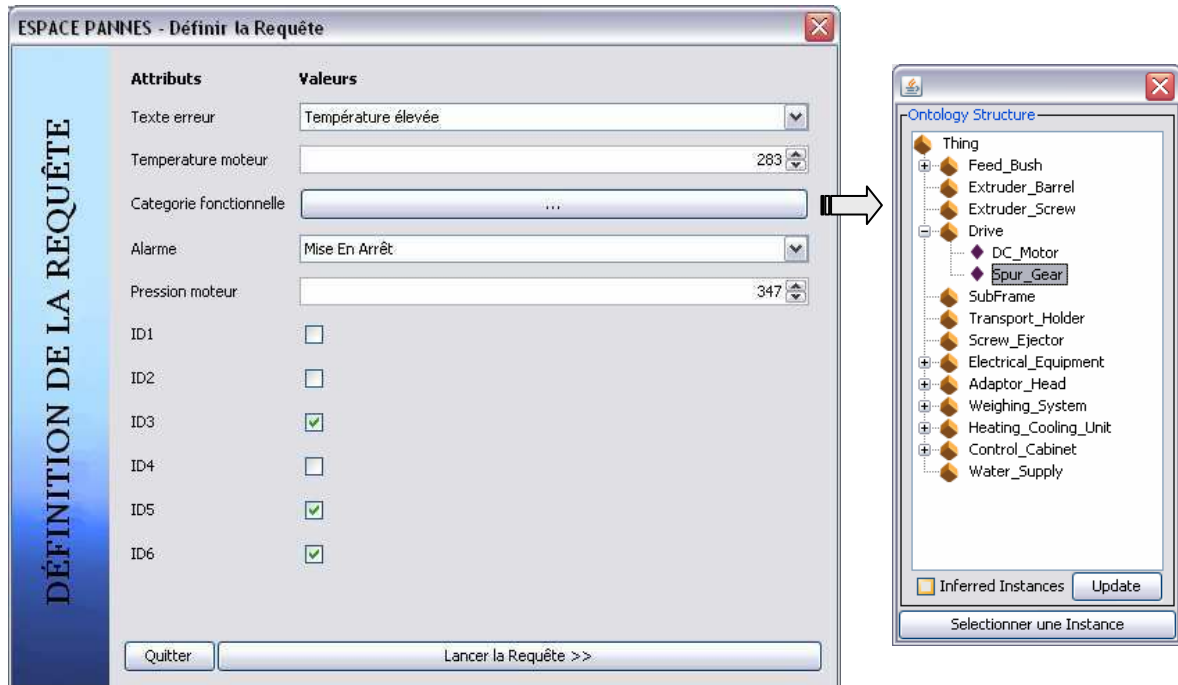


Figure 7.22 : Introduction des indicateurs pour le nouveau cas de panne à résoudre (Le choix de la catégorie fonctionnelle de la panne est guidé par l'ontologie du domaine)

Ensuite, on doit donner une pondération aux descripteurs ; la variabilité de cette pondération aidera à relancer une autre fois la recherche, avec de nouveaux poids, si la première recherche n'était pas fructueuse. La fixation du nombre K de l'algorithme KPPV sera demandée (en général k=3).

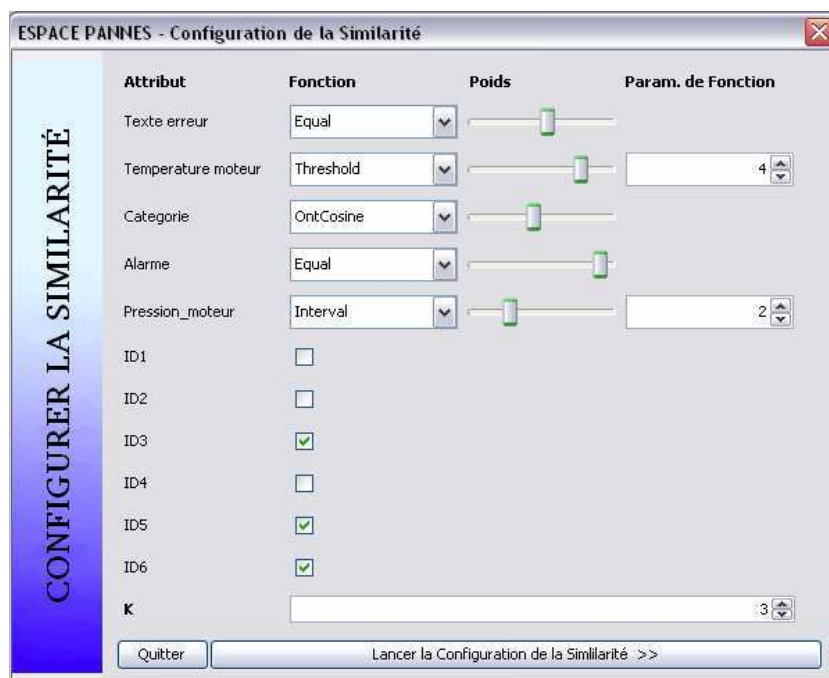


Figure 7.23 : Pondération des descripteurs de la panne

Notre recherche par les K plus proches voisins est basée sur des mesures de similarité diverses : similarité basée sur les ontologies pour le champ *composant* ; similarité basée sur la distance simple ou cyclique entre deux valeurs d'un attribut quantitatif ; égalité directe (1 si les deux valeurs sont identiques, 0 sinon) ; similarité par intervalle entre deux valeurs lui appartenant ; similarité basée sur les plus grandes sous-chaînes égaux, ou sur une table de similarité entre deux attributs qualitatifs, et enfin sur une similarité basée sur un seuil (1 si la similarité \geq seuil, 0 sinon).

Dans l'étape suivante, et après avoir trouver les trois cas les plus similaires au problème actuel à résoudre, des statistiques sur le taux de similarité de chaque cas avec le cas actuel seront fournies. Ces mesures de similarité aideront à choisir le cas résolu le plus pertinent.

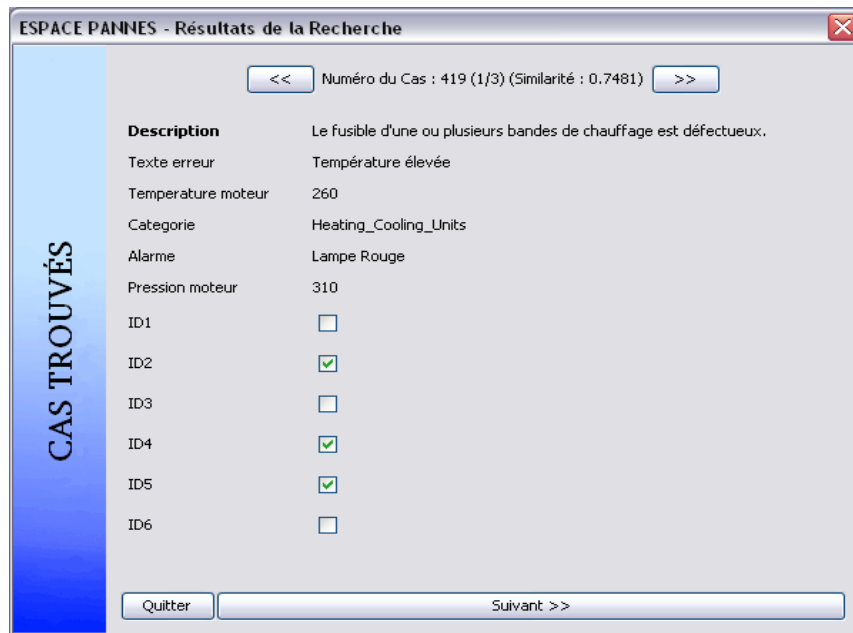


Figure 7.24 : Les cas de pannes similaires trouvés

Ensuite, et dans l'étape de l'adaptation, on doit réviser la description de la panne trouvée, et la comparer aux descripteurs du problème actuel, une adaptation de cette description est possible. À la fin de cette étape, la panne actuelle sera diagnostiquée, et ses causes seront claires.

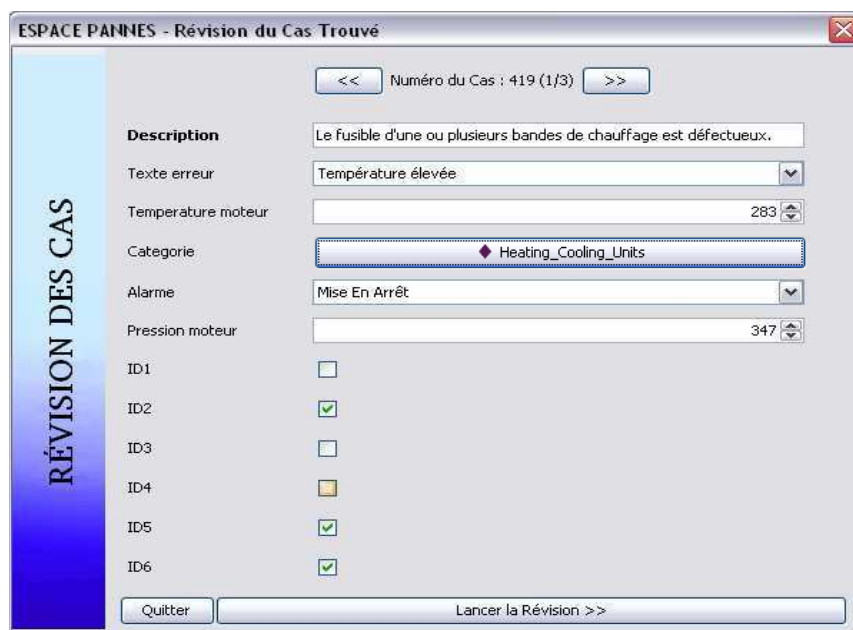


Figure 7.25 : Révision et adaptation du cas similaire trouvé

À la fin du premier cycle RàPC, appliqué sur l'espace Descripteurs-Pannes, le nouveau cas résolu sera stocké dans la base des cas. C'est l'étape de l'apprentissage, où l'on modifie le cas le plus similaire trouvé, suivant les caractéristiques de la panne actuelle à résoudre ; générant ainsi un cas plus général. Sinon, on ajoutera un nouveau cas avec un nouvel identificateur dans la base des cas. Dans cette étape, la capitalisation de l'expérience actuelle de résolution des problèmes est assurée.

Figure 7.26 : Mémorisation du nouveau cas de panne trouvé

5.2- Passage entre les espaces Descripteurs-Pannes et Descripteurs-Solutions

La figure suivante donne un exemple de passage entre deux espaces différents. Un espace segmenté suivant les indicateurs des pannes (symptômes) et leurs interprétations possibles (Description) ; et un espace de solutions fragmenté selon les symptômes de panne et leur solution possible. Ce mappage est basé sur des mesures de similarité globales. Si un nouveau cas de panne à résoudre appartient, suivant les mesures de similarités utilisées, à un cluster particulier de l'espace des Descripteurs-Pannes, alors sa solution sera à rechercher parmi celles du cluster correspondant dans l'espace des Descripteurs-Solutions.

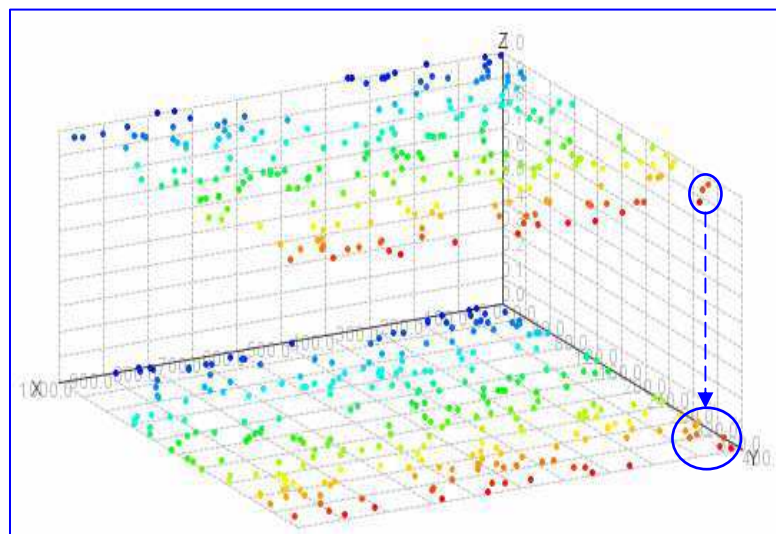


Figure 7.27 : Exemple de mappage entre deux espaces segmentés

5.3- Le cycle RàPC dans l'espace Descripteurs-Solutions

Le deuxième cycle du RàPC dans notre approche s'applique sur l'espace des Descripteurs-Solutions. Les mêmes techniques logicielles utilisées dans le cycle RàPC précédent seront réutilisées dans le présent cycle, y compris les diverses mesures de similarités suivant le type et la modalité de chaque attribut dans l'espace de cas actuel. Un intérêt est porté aux résultats des recherches dans l'espace des Descripteurs-Pannes, puisque le cluster de pannes trouvé nous aidera à retrouver la solution adéquate au problème à résoudre suivant le cluster de solution mappé avec ce dernier.

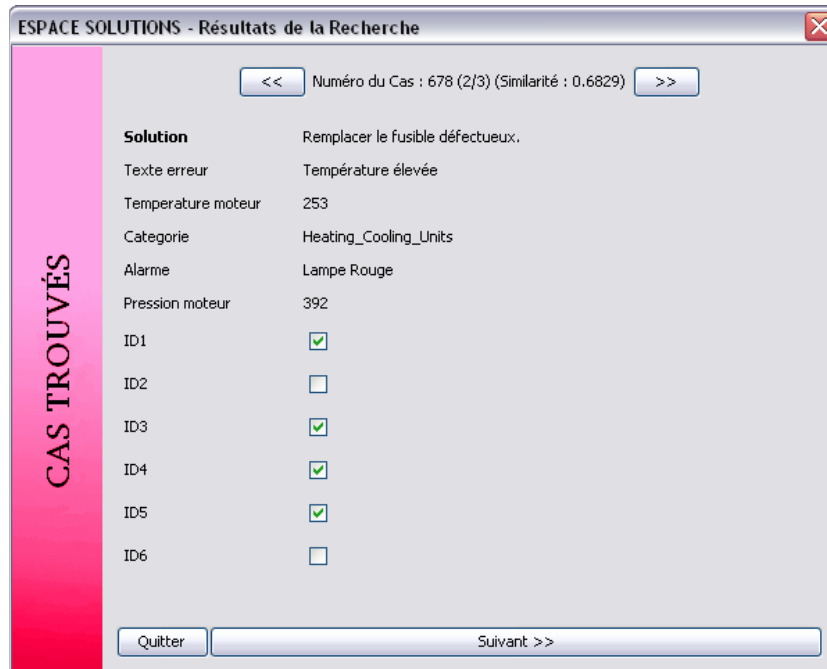


Figure 7.28 : Les solutions similaires trouvées

Enfin, l'expérience de cette intervention de dépannage sera capitalisée globalement par l'insertion de la nouvelle solution proposée dans la base des cas, formant un nouveau cas de solution avec un nouvel identificateur (954 pour la figure ci-dessous). La modification par adaptation de la solution similaire trouvée est toujours possible.



Figure 7.29 : Mémorisation de la solution du nouveau cas de panne

5.4- Analyse des performances du cycle RàPC implémenté

Le système de gestion de connaissances développé a proposé des solutions de plus en plus pertinentes et utiles aux pannes survenant au fil du temps ; ce qui prouve un apprentissage progressif de notre solution. La figure suivante montre l'évolution de la moyenne de similarité pour les 3 plus proches voisins trouvés pour les cas de panne à résoudre, suivant le nombre de cas figurant dans la base. On a commencé par une base contenant 100 cas de pannes résolues, et les tests sont allés jusqu'à 500 cas capitalisés. Les premiers tests ont donné une similarité moyenne des 3 cas retrouvés de 37 % pour 100 cas initiaux. À la fin des tests, cette similarité a augmenté jusqu'à 83%.

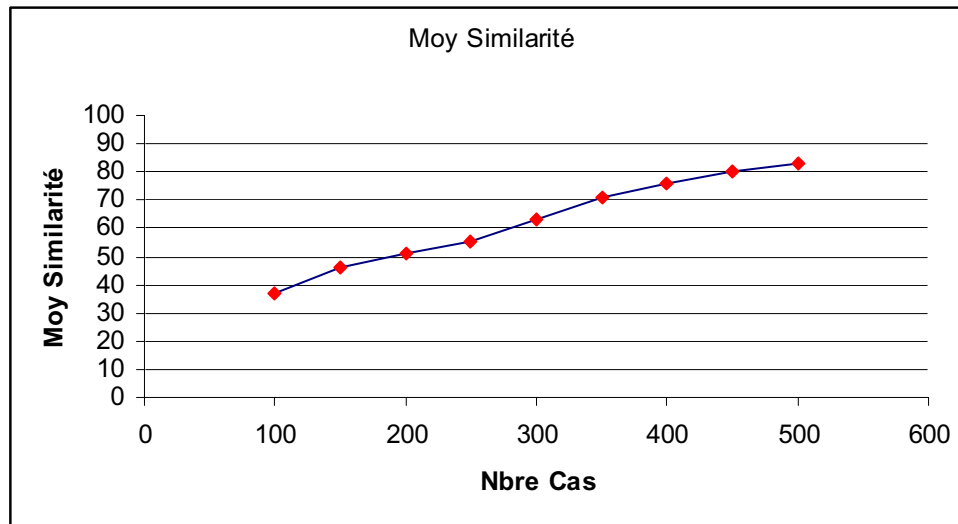


Figure 7.30 : Augmentation de la pertinence des solutions proposées suivant le nombre de cas stockés

5.5- Discussion des résultats expérimentaux de l'approche proposée

Les résultats de l'implémentation et la validation de l'approche proposée sur des données réelles ont bien soutenu les avantages de notre approche, citées au chapitre précédent. La plateforme proposée est articulée sur la séparation des traitements entre deux espaces mappés. Cette séparation a donné plus de précision aux traitements, sans aucune influence sur la clarté et la simplicité du processus de capitalisation de connaissances envisagé, lors d'une intervention de dépannage.

Tester notre solution hybride dans le monde réel a montré une grande cohérence et synergie entre les étapes du raisonnement à partir de cas, et les algorithmes issus du domaine de Datamining. Aussi, on s'est persuadé que plusieurs autres possibilités d'intégration RàPC-Datamining sont possibles. Nous pouvons citer par exemple la recherche des règles d'associations entre les descripteurs de pannes, qui aideront sûrement à mieux comprendre le comportement fonctionnel des équipements étudiés, et analyser l'enchaînement causal des défaillances qui surviennent, ce qui donnera la possibilité d'éviter la panne, en intervenant par une maintenance préventive.

Conclusion

Nous avons proposé, dans ce chapitre, une plateforme d'aide au diagnostic et à la réparation, basée sur le raisonnement à partir de cas, et renforcée par des solutions issues du Datamining. La faisabilité de notre démarche a été montrée sur une plateforme de démonstration ; la machine extrudeuse des tubes de plastique était notre équipement étudié. On a présenté l'architecture générale de notre plateforme intégrée, ainsi que les étapes d'exploitation et de capitalisation de connaissances, lors d'une intervention de dépannage.

Les opérations de prétraitement nous ont donné la possibilité de bien comprendre et visualiser le contenu de la base des cas utilisée. Aussi, la transformation de quelques champs, en leur appliquant des analyses factorielles, nous a aidé à appliquer les algorithmes de Datamining nécessaires. Le cycle RàPC réalisé a montré en détail les étapes de capitalisation de connaissances suivies dans notre démarche. La représentation des cas choisie relève de l'étude du comportement fonctionnel de l'équipement de test, et des connaissances du domaine de maintenance ; en utilisant le formalisme de représentation orienté objet. Le modèle du domaine est ensuite associé au modèle des connaissances du raisonnement à partir de cas, exécuté en deux itérations, l'une dans l'espace Descripteurs-Pannes, et l'autre dans l'espace Descripteurs-Solutions.

Plusieurs mesures de similarité ont été utilisées, suivant le type et le domaine de valeurs des attributs. Aussi, des pondérations personnalisables ont été proposées. La personnalisation de la pondération des attributs est utile dans les situations où la recherche des cas similaires au problème actuel n'a donné aucun résultat satisfaisant. Ainsi, la variation de la pondération des attributs pourra spécifier les descripteurs les plus pertinents au cas actuel à résoudre. L'algorithme de recherche est beaucoup plus accentué sur l'ontologie des composants de la machine étudiée.

Bibliographie

[J-M. Abasolo, 2004]

Jose Maria Abasolo (2004)

Towards a Component-based Platform for Developing Case-based Reasoning Systems

Projet de thèse doctorale en intelligence artificielle. Université polytechnique de Catalunya, Espagne 2004.

[E. Abdrabou et Al, 2008]

Essam Abdrabou, AbdEl-Badeeh Salem (2008)

case-based reasoning tools from shells to object-oriented frameworks

XIVth International Conference "Knowledge-Dialogue-Solution" KDS 2008, Varna, Bulgaria, 2008.

[H. Ahn et Al, 2007]

Hyunchul Ahn, Kyoung-jae Kim (2007)

Global optimization of case-based reasoning for breast cytology diagnosis

Expert Systems with Applications, doi:10.1016/j.eswa.2007.10.023, 2007.

[N. Arshadi et Al, 2000]

Niloofer Arshadi, Kambiz Badie (2000)

A Compositional Approach to Solution Adaptation in Case-Based Reasoning and its Application to Tutoring Library

Proceedings of 8 th German Workshop on Case-Based Reasoning, Lammerbuckel, 2000

[G. Balmisse, 2006]

Gilles Balmisse (2006)

Outils du KM, Panorama, choix et mise en œuvre.

Livre blanc : Seconde édition actualisée, Knowledge CONSULT

[S. Bekhti, 2003]

Smaïn Bekhti (2003)

DYPKM : un processus dynamique de définition et de réutilisation de mémoires de projets

Thèse doctorale. Université de Technologie de Troyes

[L. Bellatreche, 2000]

Bellatreche Ladjel (2000)

Utilisation des vues matérialisées, des index et de la fragmentation dans la conception logique et physique d'un entrepôt de données.

Thèse doctorale. Université Clermont-Ferrand II, France, 2000.

[M. Berry et Al, 1997]

J.A Michael. Berry, Gordon S. Linoff (1997)

Data Mining: Techniques appliquées au marketing, à la vente et aux services clients.

Éditions Masson, 1997.

[S. Bogaerts et Al, 2005]

Steven Bogaerts, David Leake (2005)

IUCBRF: A Framework For Rapid And Modular Case-Based Reasoning System Development

Technical Report 617, Computer Science Department, Indiana University.

[P-C. Chang et Al, 2008]

Chang P-C, Liu C-H, Lai R-K. (2008)

A fuzzy case-based reasoning model for sales forecasting in print circuit board industries

Expert Systems with Applications 34, 2008, 2049–2058.

[B. Chebel-Morello et Al, 2007]

Brigitte Chebel-Morello, Mohamed Karim Haouchine, Noureddine Zerhouni (2007)

Auto-incrémentation d'une base dysfonctionnelle de cas pour un système d'aide au diagnostic et à la réparation

Laboratoire d'Automatique de Besançon, France.

[P. Clerkin et Al, 2002]

Patrick Clerkin, Conor Hayes, Pádraig Cunningham (2002).

Automated case generation for recommender systems using knowledge discovery techniques.

Technical Report, Computer Science Department, Trinity College Dublin, Ireland

[G. Cortes Robles, 2006]

Guillermo Cortes Robles. (2006)

Management de l'innovation technologique et des connaissances : Synergie entre la théorie TRIZ et le Raisonnement à Partir de Cas. Application en génie des procédés et systèmes industriels

Thèse doctorale. Institut National Polytechnique de Toulouse

[G. Cortes Robles et Al, 2008]

G. Cortes Robles, S. Negny, J-M. Le Lann (2008)

Case-based reasoning and TRIZ: A coupling for innovative conception in Chemical Engineering

Laboratoire de génie chimique, Institut National Polytechnique de Toulouse

[M. Dash et Al, 2000]

M. Dash, H. Liu (2000)

Feature selection for clustering

School of computing, National University of Singapore, Singapore

[B. Devèze et Al, 2004]

Benjamin Devèze, Matthieu Fouquin (2004).

Case-Based Reasoning

Rapport des études en spécialité SCIA, école de l'ingénieur EPTA, France

[R. Dieng-Kuntz et Al, 2001]

Dieng-Kuntz R., Corby O., Gandon F., Giboin A., Golebiowska J., Matta N., Ribière M.

Méthodes et outils pour la gestion des connaissances : une approche pluridisciplinaire du Knowledge management

Éditeur Dunod, 2^{ème} édition, Paris, 2001.

[S. Duizabo et Al, 1997]

S. Duizabo et N. Guillaume (1997)

Les problématiques de gestion des connaissances dans les entreprises

Centre de recherches DMSP (Dauphine Marketing Stratégie Prospectiv), Université Paris Dauphine. France

[E D. Efağa 2004]

Eugène Désiré. Efağa (2004)

Analyse des données du retour d'expérience pour l'organisation de la maintenance des équipements de production des PME/PMI dans le cadre de la MBF (maintenance basée sur la fiabilité).

Thèse doctorale, université Louis PASTEUR de Strasbourg, France

[E. Egyed-Zsigmond, 2003]

Elöd Egyed-Zsigmond (2003)

Gestion des Connaissances dans une base de documents multimédias.

Laboratoire d'informatique en image et systèmes d'information, Université Claude Bernard Lyon 1.

[J. Ermine, 2005]

Jean-Louis Ermine. (2005)

Cours : Enjeux, démarches et processus de la gestion des connaissances,

Commissariat à l'Énergie Atomique, direction de l'information scientifique et technique, France.

[B. Fuchs et Al, 2006]

Béatrice Fuchs, Jean Lieber, Alain Mille, Amedeo Napoli (2006)

Réflexions sur la place du RàPC dans trois domaines de recherches actuels

14^{ème} atelier de raisonnement à partir de cas, Besançon, France.

[B. Fuchs, 1997]

Béatrice Fuchs (1997)

Représentation des connaissances pour le raisonnement à partir de cas ; Le système ROCADE

Thèse doctorale, université Jean Monnet de Saint-Etienne, France

[R. Gilleron et Al, 2000]

R. Gilleron R., M. Tommasi (2000)

Découverte de connaissance à partir de données

Technical report, Grappa, Université Lille 3, France, 2000.

[M. Grundstein, 2006]

Michel Grundstein (2006)

Management des connaissances et des compétences : Vers un modèle de référence (MGKME).

Proceedings Actes Journée C2EI, Connaissances et compétences, pages 7 pages, 2006.

[M-H. Haddad, 2002]

Mohamed Hatem HADDAD (2002)

Extraction et Impact des connaissances sur les performances des Systèmes de Recherche d'Information

Thèse doctorale. Université Joseph Fourier, Grenoble, France.

[M. Haouchine et Al, 2007]

Mohamed Karim Haouchine, Brigitte Chebel-Morello et Nouredine Zerhouni (2007)

Evolution d'un Système de Raisonnement à Partir de Cas dédié au Diagnostic Industriel

Laboratoire d'Automatique de Besançon. France

[W. He et Al, 2007]

Wu He, Sanda Erdelez, Feng-Kwei Wang, Chi-Ren Shyu (2007)

The effects of conceptual description and search practice on users' mental models and information seeking in a case-based reasoning retrieval system

Information Processing and Management 44, Science Direct (2008) page : 294-309

[F-X. Jollois, 2003]

François-Xavier Jollois (2003)

Contribution de la classification automatique à la Fouille de Données

Thèse doctorale. L'université de Metz, France.

[L. Jourdan, 2003]

Laetitia Jourdan (2003)

Métaheuristiques pour l'extraction de connaissances : application à la génomique

Thèse doctorale. Université des sciences et technologies de Lille, France.

[K-S. Kim et Al, 2001]

Kim K-S., Han I. (2001)

The cluster-indexing method for case-based reasoning using self-organizing maps and learning vector quantization for bond rating cases.

Expert systems with Application 21, 2001, 147-156.

[K-A. Kumar et Al, 2007]

K-A. Kumar, Y. Singh, S. Sanyal (2007)

Hybrid approach using case-based reasoning and rule-based reasoning for domain independent clinical decision support in ICU

Expert Systems with Applications 36 (2009) 65-71.

[F. Lapique, 2006]

Francis Lapique (2006)

Le langage d'ontologie Web OWL

École polytechnique fédérale de Lausanne, Suisse.

[D-T. Larose, 2005]

Daniel T. Larose (2005)

Discovering Knowledge in data : an introduction to Data Mining.

Éditions Wiley-Interscience, 2005.

[D-B. Leake, 1996]

Leake David B. (1996)

Case-Based Reasoning: Experiences, Lessons, and Future Directions

Menlo Park:AAAI Press/MIT Press, 1996.

[D-B. Leake et Al, 1999]

Leake D-B., Wilson D-C. (1999)

When Experience is Wrong : Examining CBR for Changing Tasks and Environments?

Computer Science Department, Indiana University, U.S.A, 1999

[H. Li et Al, 2007]

Hui Li, Jie Sun, Bo-Liang Sun (2007)

Financial distress prediction based on OR-CBR in the principle of k -nearest neighbors

School of Business Administration, Zhejiang Normal University, China, 2007

[H. Li et Al, 2008]

Hui Li, Jie Sun (2008)

Gaussian case-based reasoning for business failure prediction with empirical data in China

School of Business Administration, Zhejiang Normal University, China, 2008

[J. Lieber et Al, 2004]

Jean Lieber, Mathieu d'Aquin, Sébastien Brachais, Amedeo Napoli (2004)

Une étude comparative de quelques travaux sur l'acquisition de connaissances d'adaptation pour le raisonnement à partir de cas.

12ème Atelier de Raisonnement à Partir de Cas, pp.53-60, Université Paris Nord, France, 2004.

[C.H. Liu et Al, 2008]

Cheng-Hsiang Liu, Long-Sheng Chen, Chun-Chin Hsu (2008)

An association-based case reduction technique for case-based reasoning

Information Sciences 178 (2008) 3347–3355, ScienceDirect (Elsevier)

[D.R. Liu et Al, 2006]

Duen-Ren Liu , Chih-Kun Ke (2006)

Knowledge support for problem-solving in a production process :

A hybrid of knowledge discovery and case-based reasoning

Revue : Expert Systems with Applications

[F. Ly et Al, 1999]

Ly F., Simeu-Abazi Z., Leger J-B. (1999)

Terminologie Maintenance : bilan

Groupe de Recherche S.P.S.F., Institut pour la Maîtrise des Risques, Grenoble, 1999.

[K. Mahfoudi, 2008]

Mahfoudi K. (2008)

Support technique : Gestion et organisation de la maintenance

Projet de mise à niveau de la formation professionnelle en Algérie, financé par l'union européenne, 2008.

[D. Meingan et Al, 2004]

Denis Meingan, Isabelle Lebo (2004)

Maîtriser la veille pour préparer l'intelligence économique

Livre blanc : Knowledge CONSULT

[A. Mille, 1999]

Alain Mille (1999)

Tutoriel RàPC, État de l'art du raisonnement à partir de cas.

Plateforme AFIA'99, Palaiseau, 1999.

[F. Monchy, 2003]

François Monchy

Maintenance, méthodes et organisation.

Éditeur Dunod, 2^{ème} édition, Paris, 2003.

[A. Ouni et Al, 2004]

Ali Ouni , Aurélie Duzert (2004)

État de l'art des approches de définition du Système de Gestion des Connaissances (SGC).

Laboratoire de Génie Industriel, Équipe management des connaissances, École centrale Paris

[R. Pan et Al, 2007]

Pan R, Yang Q, Pan S-J. (2004)

Mining competent case bases for case-based reasoning

Artificial Intelligence 171, 2007, 1039–1068.

[B. Raphael et Al, 2007]

B. Raphael, B. Domer, S. Saitta , I.F.C. Smith (2007)

Incremental development of CBR strategies for computing project cost probabilities

Advanced Engineering Informatics 21 (2007) 311–321. ScienceDirect.

[H. Rakoto, 2004]

Holitiana Rakoto. (2004)

Intégration du Retour d'Expérience dans les processus industriels

Application à Alstom Transport

Thèse doctorale. Institut National Polytechnique de Toulouse

[I. Rasovska, 2006]

Ivana Rasovska. (2006)

Contribution à une méthodologie de capitalisation des connaissances basée sur le raisonnement à partir de cas : Application au diagnostic dans une plateforme d'e-maintenance

Thèse doctorale. L'UFR des Sciences et Techniques de l'Université de Franche-Comté

[J-A. Recio-Garcia et Al, 2006]

Recio-Garcia J-A., Diaz-Agudo B., Sanchez-Ruiz A-A., González-Calero P-A. (2006)

Lessons Learnt in the Development of a CBR Framework

Dep. Ingeniería del Software e Inteligencia Artificial Universidad Complutense de Madrid, Spain, 2006.

[S. Shiu et Al, 2001]

Simon C. K. Shiu, Daniel S. Yeung, Cai H. Sun, Xi Z. Wang (2001).

Transferring Case Knowledge To Adaptation Knowledge : An Approach for Case-Base Maintenance

Computational Intelligence, Volume 17, Number 2, May 2001, pp. 295-314(20)

[A. Stahl et Al, 2008]

Stahl A., Roth-Berghofer T-R. (2008)

Rapid Prototyping of CBR Applications with the Open Source Tool myCBR

German Research Center for Artificial Intelligence, Knowledge Management Department, Germany, 2008.

[S. Tufféry, 2002]

Stéphane Tufféry (2002)

Datamining et scoring, bases de données et gestion de la relation client.

Edition Dunod, Paris, 2002.

[I. Watson, 1996]

Ian Watson (1996)

Case-Based Reasoning Tools: an overview

Revue : AI, CBR, University of Salford, United Kingdom

[I. Watson, 1999]

Ian Watson (1999)

Case-based reasoning is a methodology not a technology

Revue : AI, CBR, University of Salford, United Kingdom

[Wikipedia, 2008]

Gestion des connaissances

Disponible sur : http://fr.wikipedia.org/wiki/Gestion_Des_Connaissances

[H-L. Yang et Al, 2007]

Heng-Li Yang, Cheng-Shu Wang (2007).

Two stages of case-based reasoning – Integrating genetic algorithm with data mining mechanism

Expert Systems with Applications (2007), doi:10.1016/j.eswa.2007.06.027

[Q. Yang et Al, 2000]

Qiang Yang, Jing Wu (2000).

Keep it simple: A case-base maintenance policy based on clustering and information theory

Proceedings of the Canadian AI Conference, p. 102–114.

[Z.Y. Zhuang et Al, 2007]

Zoe Y. Zhuang, Leonid Churilov, Frada Burstein, Ken Sikaris (2007)

Combining data mining and case-based reasoning for intelligent decision support for pathology ordering by general practitioners

Revue Européenne de la recherche opérationnelle

[G. Zining et Al, 2008]

Zining Guo, James Sheffield (2008)

A paradigmatic and methodological examination of Knowledge management research: 2000 to 2004

University of Auckland, New Zealand

Conclusion et perspectives

Pour faire face aux évolutions technologiques perpétuelles, à la complexité croissante des équipements industriels et aux changements organisationnels et la mobilité continue du personnel, les responsables de maintenance cherchent toujours à formaliser et pérenniser le savoir et le savoir-faire de leurs employés, surtout les plus expérimentés. Pour répondre à cela, l'objectif de notre travail été de fournir un outil d'aide à la décision basé sur les connaissances du domaine. Nos travaux se situent dans le cadre du développement d'une plateforme de maintenance assistée par ordinateur, pour l'aide au diagnostic et à la réparation des pannes. La conception de notre système commence par une analyse du fonctionnement des équipements basée sur la méthodologie AMDEC d'analyse des défaillances, suivie d'une modélisation des connaissances qui se décline en un modèle représentatif utilisant le concept orienté objet et les ontologies du domaine étudié, ainsi qu'une base des cas représentant les connaissances des interventions de dépannage réalisées auparavant. À la fin, la démarche proposée sera implémentée sous forme d'une plateforme de diagnostic et de réparation des pannes et de capitalisation des connaissances ; articulée sur la méthodologie RàPC. L'expertise capitalisée est préservée dans une mémoire d'entreprise.

Le RàPC a apporté un courant d'air frais, et un certain degré d'optimisme dans le secteur de l'intelligence artificielle en général et des systèmes à base de connaissances en particulier, vu son efficacité d'acquisition de nouvelles connaissances, et son enrichissement continu de la base des cas par un apprentissage progressif, suivant les cas de pannes rencontrées. Cette méthodologie forme un véritable pont entre les sciences cognitives, l'intelligence artificielle et les sciences d'organisation. Le RàPC, comme une méthodologie de conception des systèmes intelligents, a montré une grande flexibilité d'intégration des solutions techniques, issues de deux domaines qui émergent actuellement, le Datamining et les VLDB, dans le but d'améliorer la fiabilité des systèmes de gestion des connaissances implémentés.

Après avoir présenter un état de l'art des travaux réalisés concernant l'intégration des solutions du Datamining dans le processus du RàPC, où les méthodes de segmentation sont dominantes ; ainsi que les possibilités d'utilisation des méthodes d'optimisation, de visualisation et d'interrogation empruntées du domaine des VLDB ; on a proposé dans ce mémoire une démarche basée sur la fragmentation verticale de la base des cas en deux espaces : les symptômes et les pannes qu'ils décrivent, et les symptômes et leurs solutions possibles. Chacun de ces deux espaces été clustéré par l'algorithme des K-Means, ensuite ils étés mappés par des relations basées sur la similarité globale entre les clusters de chaque espace. Deux cycles RàPC étés appliqués successivement sur ces deux espaces.

Pour démontrer la faisabilité de notre approche, nous avons développé une version personnalisée de la plateforme RàPC Open Source JCOLIBRI 2.1. On a donné un intérêt particulier aux prétraitements de la base des cas, ainsi qu'aux mesures de similarité diverses, appliquées à chaque attribut de la base des cas, suivant le type et la modalité de ces attributs. La limitation de la recherche des cas similaires dans le fragment pertinent de la base des cas a aidé à l'optimisation du temps de recherche nécessaire. Le processus de recherche est renforcé par l'intégration des ontologies du domaine étudié, en utilisant des mesures de similarité basées sur les concepts, ce qui influa sans doute sur la pertinence des résultats trouvés.

Notre démarche a montré des prérogatives claires ; elle aidera à mieux comprendre le comportement fonctionnel des équipements, et facilite la planification des interventions de maintenance, préventives ou correctives ; ainsi qu'une exploitation optimale de la base des connaissances, avec plus d'interactivité et de visibilité. Nous avons essayé d'argumenter le plus possible ce mémoire par des observations et des remarques pertinentes.

Les perspectives du couplage de l'efficacité de la méthodologie RàPC avec les autres technologies sont très vastes. On cite, d'une part, la possibilité de leur intégration avec la puissance des solutions du Datamining surtout dans la phase de recherche des cas similaires, et de l'autre part, avec la richesse des techniques utilisées dans les VLDB surtout dans la phase de préparation et de visualisation des données, vu les diverses caractéristiques communes entre les bases de données et les bases de cas. Cela nous laissera estimer dans l'avenir des systèmes de retour d'expériences bien fondés, soit du côté méthodologique et analytique, ou de la qualité des outils d'implémentation utilisés.

Dans notre domaine de diagnostic industriel, et parmi plusieurs perspectives possibles, les règles d'association pourront aider à extraire les dépendances entre les symptômes des pannes ; où un symptôme pourra être le résultat d'un autre. Cela aidera à analyser l'enchaînement des défaillances, et à mieux comprendre le comportement fonctionnel de l'équipement, pour une meilleure conception des ontologies de l'équipement étudié. On finira par mentionner l'existence d'une grande possibilité d'intégration des techniques issues du domaine des bases de données avancées lors de l'exploitation des bases de cas, comme par exemple : la représentation multidimensionnelle, l'indexation et peut être bien les vues matérialisées.

ANNEXES

ANNEXE 1 : LA SEGMENTATION HIERARCHIQUE ASCENDANTE

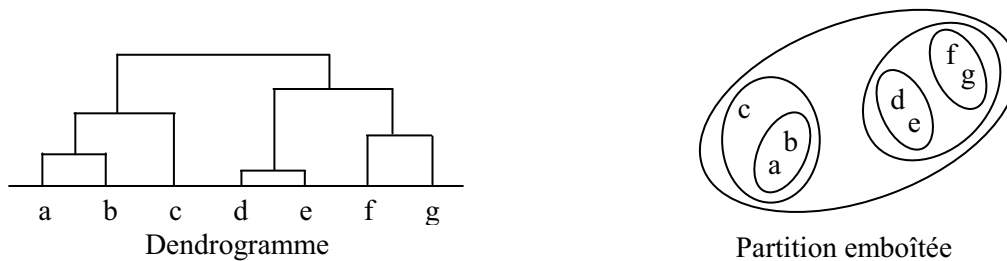
Segmentation hiérarchique ascendante

1- Principe

Définition d'une hiérarchie : un ensemble H de parties non vides de I est une hiérarchie sur I si [F-X. Jollois, 2003] :

- $I \in H$
- $\forall i \in I \{i\} \in H$
- $\forall h, h' \in H, h \cap h' = \emptyset$ ou $h \subset h'$ ou $h' \subset h$

Une hiérarchie peut être vue comme un ensemble de partitions emboîtées. Graphiquement, une hiérarchie est souvent représentée par une structure arborescente représentée par un arbre hiérarchique dit aussi dendrogramme.



Il existe deux types de familles de méthodes : une descendante, dite divisive, et une ascendante, dite agglomérative. La première, moins utilisée, consiste à partir d'une seule classe regroupant tous les objets, à partager celle-ci en deux. Cette opération est répétée à chaque itération jusqu'à ce que toutes les classes soient réduites à des singletons. La seconde qui est la plus couramment utilisée consiste, à partir des objets (chacun est dans sa propre classe), à agglomérer les classes les plus proches, afin de n'en obtenir plus qu'une seule contenant tous les objets. S'il est assez aisé de calculer une distance entre deux points, il est moins évident de calculer une distance entre une classe et un point, ou encore entre deux classes. Plusieurs distances classiques δ dites critères d'agrégation existent. Les plus couramment utilisés sont : critère du lien minimal, critère du lien maximum, critère du lien moyen et le critère de Ward qui résulte de la perte d'inertie en regroupant deux classes z_1 et z_2 et qui s'écrit :

$$\delta_{ward}(z_1, z_2) = \frac{\#z_1 \times \#z_2}{z_1 + z_2} d^2(z_1, z_2)$$

À une hiérarchie est associé un indice qui est une fonction strictement croissante et tel que pour toute classe singleton son indice est nul. Ainsi, pour les classes du bas de la hiérarchie l'indice vaut 0 et pour les autres classes, cet indice est défini en associant à chacune des classes construites au cours de la méthode la distance δ qui séparaient les deux classes fusionnées pour former cette nouvelle classe. Les critères d'agrégation cités précédemment conduisent bien à un indice, d'autres critères par contre présentent quelques difficultés. Ci-dessous, nous décrivons les principales étapes de l'algorithme de classification ascendante hiérarchique [F-X. Jollois, 2003] :

1. Au départ, chaque objet est dans sa propre classe,
2. On fusionne les deux classes les plus proches (selon le critère choisi),
3. On répète l'étape 2 jusqu'à n'avoir plus qu'une seule classe.

Ainsi, contrairement aux autres méthodes de segmentation qui sont non hiérarchiques, et produisent directement une segmentation en un certain nombre (fixé ou non) de segments, la SHA produit des suites de partitions emboîtées, entre la partition de n segments où chaque individu est isolé, et la partition en 1 segment qui regroupe tous les individus. L'arbre est à coupé dans une hauteur qui donnera le nombre de segments voulu ; ce nombre peut être choisi par des statisticiens pour optimiser des critères basés par exemple sur l'inertie interclasse. Donc le point crucial de l'algorithme est la définition de la distance entre deux classes ou individus, qui peut être considérée comme étant la distance entre leurs points les plus proches ou les éloignés ou bien entre les barycentres des classes ... etc. la notion de distance la plus correspondante est celle de l'inertie interclasse, et une bonne segmentation doit assurer une inertie interclasse élevée. Puisque le passage d'un nombre de segments $k+1$ à un nombre de segments k ne pourra que faire baisser l'inertie interclasses, les deux segments à fusionner seront ceux qui feront le moins baisser d'inertie interclasse. Autrement dit, la distance de deux segments est la « perte d'inertie interclasse » résultant de leur fusion. La méthode de Ward fournie le critère de la hauteur de coupure de l'arbre qui doit correspondre à un minimum local de perte d'inertie interclasse [S. Tufféry, 2002].

2- Avantages de la SHA

Ce type de segmentation ne présente pas les deux inconvénients majeurs de la méthode des centres mobiles : fixation a priori du nombre de segments, dépendance aux choix des centres initiaux.

3- Inconvénients de la SHA

- La complexité algorithmique de cette segmentation n'est pas linéaire, car pour passer de $k+1$ segments à k segments, il faut calculer $((k+1)*k)/2$ distances, réunir les deux segments les plus proches, puis recalculer les distances, avant de recommencer. Si n est le nombre d'individus à segmenter, la complexité de l'algorithme est en n^3 et dépasse assez rapidement les possibilités d'une machine même puissante.
- Les segments construits ont tendance à être de même taille (même problème que la segmentation neuronale).
- À chaque étape, le critère de partitionnement n'est pas global, mais dépend des segments déjà obtenus : deux individus placés dans des segments différents ne seront jamais plus comparés. En d'autres termes, une telle segmentation en n segments n'est jamais la meilleure possible, mais seulement la meilleure entre celles obtenues en réunissant des segments d'une segmentation en $n+1$ segments. Certains segments naturels peuvent ainsi être occultés par une bifurcation antérieure.

Il ne faudrait pas omettre de mentionner un bon moyen de passer entre l'écueil et la complexité de la SHA et l'écueil du nombre arbitrairement fixé des centres mobiles. Il consiste à effectuer une première segmentation par la méthode des centres mobiles, en fixant le nombre de segments à 100 par exemple (valeur suffisamment grande pour limiter le risque de scission des segments naturels, mais suffisamment petite pour avoir fortement augmenté l'inertie interclasse), puis à appliquer aux 100 segments obtenus (l'idéal étant de travailler avec les forment fortes), et non aux individus d'origine, la SHA. Cette technique est connue sous le nom de hybrid clustering [S. Tufféry, 2002].

La complexité d'un tel algorithme est quadratique. Ceci nous restreint donc à l'application de cette méthode sur des tableaux de taille raisonnable. Dans un contexte de fouille de données, un tel algorithme est assez peu utilisé, on se contente souvent de l'appliquer sur des échantillons de l'ensemble des données ou encore sur des résumés des données obtenus précédemment avec une autre méthode comme nous le verrons ultérieurement. Par contre, en analysant l'évolution du critère, nous sommes capables de déterminer un nombre de classes approprié. Et donc, à l'inverse

des méthodes de segmentation directe (comme k-means et FCM), nous n'avons donc pas besoin ici de la connaissance a priori du nombre de classes [F-X. Jollois, 2003].

4- Le problème du choix du nombre des classes

Un des inconvénients majeurs d'une segmentation est la connaissance requise du nombre de classes. Bien évidemment, cette information est généralement peu disponible, principalement dans le cadre Fouille de Données, où le but est d'apprendre à partir des données. Plusieurs méthodes existent pour le choix du nombre de classes. Les méthodes classiques se basent sur l'utilisation de critères pour tester plusieurs nombres de classes candidats, et de ne retenir que celui qui optimise ces critères. Une autre méthode consiste à tirer partie de la segmentation hiérarchique. Une fois que le nombre de segments le plus judicieux est choisi, on lance un algorithme de segmentation, pour obtenir une partition profitable de la population. Cette combinaison d'algorithmes donne une représentation de la population à segmenter plus performante [F-X. Jollois, 2003].

Le but de choisir le nombre de classes n'est pas forcément de retrouver le nombre exact de classes contenues dans la population, mais d'avoir la partition la plus représentative, en ayant un nombre ni trop grand ni trop petit de classes, aisément interprétables. Il n'est pas possible de se baser uniquement sur la vraisemblance, ou la vraisemblance complétée ; Puisque, celles-ci augmentent avec le nombre de classes. Plus il y a de classes, plus la partition est ajustée aux données, et donc plus la vraisemblance est grande. Ainsi, chercher à maximiser la vraisemblance en faisant varier le nombre de classes nous conduit irrémédiablement à une partition en n classes, où chaque objet serait dans sa propre classe, ce qui ne nous apporterait aucune information. Plusieurs méthodes pour la prédiction de ce nombre, on présentera dans la suite celles les plus utilisées.

5- Critères de vraisemblance et vraisemblance complétée pénalisées

Les critères d'information présentés ici partagent un principe similaire. Ils se basent sur le maximum de vraisemblance du modèle à s classes, qu'ils pénalisent par le nombre de paramètres à estimer dans ce modèle. Leur formulation générale est [F-X. Jollois, 2003] :

$$C(s) = -2(L_{\max}(s) + \gamma c * v(s))$$

Où

- $L_{\max}(s)$: est le maximum du critère de vraisemblance dans le domaine des paramètres du modèle à s classes,
- γc : est un coefficient de pénalisation de la complexité spécifique à chaque critère,
- $v(s)$: est le nombre de paramètres libres dans le modèle à s classes.

On observe que minimiser l'expression précédente revient à réaliser un compromis entre maximiser la vraisemblance et minimiser la complexité du modèle. En d'autres termes, les critères de ce type détectent les modèles qui fournissent un maximum de vraisemblance élevé en utilisant aussi peu de classes que possible.

Plusieurs variantes dérivent de ce modèle générique sont proposées pour traiter le problème de l'évaluation du nombre de classes s , comme le critère d'information proposé par Akaike (AIC) (1973), qui a été amélioré par Bozdogan (1981, 1983) donnant le critère AIC3, et Banfield et Raftery (1993) qui ont effectué une approximation de la solution exacte au problème de la sélection de s et ont abouti à un critère appelé AWE (approximate weight of evidence). Sachant que pour une taille d'échantillon $n > 20$, les degrés de pénalisation de la complexité avec les différents critères respectent l'ordre suivant : du moins pénalisant au plus pénalisant : $0 < \gamma_{AIC} < \gamma_{AIC3} < \gamma_{AWE}$

Dans le cadre d'une approche bayésiennes, plusieurs critères sont proposés, on cite par exemple : BIC, CS, ICL et ICL-BIC. Nous proposons d'utiliser un algorithme de type segmentation ascendante hiérarchique (SAH), qui requiert la définition d'une distance entre classes, ou tout du moins, d'une méthode pour définir la proximité ou non de deux segments. Ainsi, contrairement aux

méthodes de partitionnement simples, la SAH ne requière pas la connaissance du nombre de classes. En combinant cet avantage avec la puissance de la méthode des k-means, on aura un procédé simple et efficace bien adapté au contexte de notre travail. À partir de chaque objet dans son propre classe, le but de la segmentation hiérarchique est d'assembler à chaque étape les deux classes les plus proches, jusqu'à ce qu'il n'y ait plus qu'une seule classe. Nous sommes donc contraints d'établir une notion de distance entre classes, afin de déterminer quelles sont les deux plus proches. Une mesure de similarité ou de distance entre les classes doit donc être choisie.

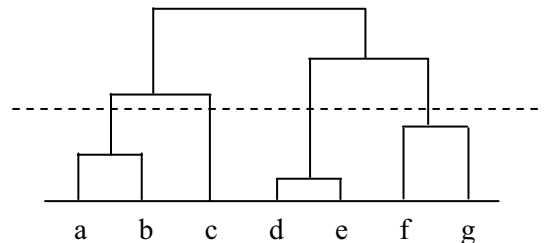


Figure : Niveau d'arrêt de regroupement dans un arbre hiérarchique

6- Outils d'évaluation de la qualité de segmentation

Lors de l'évaluation de la qualité du modèle de clustering pour la validation, les deux critères qualitatif et quantitatif peuvent être utilisés. En collaboration avec les méthodes quantitatives, les critères qualitatifs suivants sont utilisés pour sélectionner le modèle représentatif [Z.Y. Zhuang, et Al, 2007] :

- La représentation : Les variables de chaque groupe devraient être distinctes et transportent un certain nombre d'informations qui leur sont propres. Quand un groupe est analysé, son profil doit être unique et a un sens.
- L'explicabilité : Les segments sont distinctes en termes de problèmes traités.
- Le niveau de sophistication : La taille totale de chaque groupe devrait être contrôlable. Si le groupe est trop grand alors il est possible qu'un plus grand nombre de groupes distincts pourraient se cacher dans ce groupe. S'il est trop petit, il est fort probable que le segment est artificiel.

ANNEXE 2 : LES ALGORITHMES DU K-MEANS

La segmentation par les centres mobiles

1- présentation générale

La segmentation, comme une tâche d'apprentissage « non supervisée », ne dispose aucune information préalable autre que la description des exemples. Après application de l'algorithme SHA pour résoudre le problème de choix du nombre de segments, on peut entamer l'étape de segmentation de la population. En suite, lorsque les groupes seront construits, d'autres techniques ou une expertise doivent dégager leur signification et leur éventuel intérêt. Nous présentons ici la méthode des centres mobiles, car elle est très simple à mettre en œuvre et très utilisée. Elle comporte de nombreuses variantes et est souvent utilisée en combinaison avec d'autres algorithmes [R. Gilleron et Al, 2000].

Cette méthode a connu des perfectionnements comme la méthode des nuées dynamiques de Diday (1971), qui représente les barycentres des classes par un sous-ensemble de leurs individus appelé noyau. La variante la plus populaire, et qui nous intéresse dans notre approche, est appelée la méthode des k-means de MacQueen (1967), où le barycentre de chaque groupe est recalculé à chaque nouvel individu introduit dans le groupe, au lieu d'attendre l'affectation de tous les individus et l'étape 3 avant de calculer les barycentres. Ce barycentre peut, dans le but d'être le plus représentatif possible, ne pas être parmi la population mais une valeur extérieure à la population [S. Tufféry, 2002].

2- Principe de la segmentation par les centres mobiles

La méthode des centres mobiles a le déroulement suivant [S. Tufféry, 2002] :

À l'étape 1 : on choisit k individus c_1, c_2, \dots, c_k (on tire au sort, ou l'on prend les k premiers, ou l'on en prend 1 sur n/k).

À l'étape 2 : on regroupe les autres individus autour des centres définis à l'étape 1, en sorte que le groupe de c_i soit constitué des individus plus proches (selon une distance euclidienne ou autre distance) de c_i , que tout autre centre.

À l'étape 3 : on remplace les individus de l'étape 1 par les barycentres des groupes définis à l'étape 2 (ces barycentres ne sont pas nécessairement des individus de la population).

À l'étape 4 : on recommence depuis l'étape 2.

...

À l'étape ω : on s'arrête quand l'inertie *intraclasse*, qui décroît d'une partition à la suivante, ne diminue plus sensiblement (en général $\omega \leq 10$).

3- Avantages et inconvénients des méthodes des centres mobiles

L'avantage de cet algorithme et que sa complexité est linéaire, puisque son temps d'exécution est proportionnel au nombre n d'individus (on calcule à chaque étape les $n*k$ distances entre les individus), ce qui le rend applicable à de grands volumes de données. Cela est d'autant plus vrai que le nombre d'itérations nécessaires pour minimiser l'inertie intraclasse est généralement faible [S. Tufféry, 2002].

Malgré sa popularité, un des inconvénients de l'algorithme des centres mobiles est qu'il tend à trouver des classes sphériques de même taille. En présence d'une classe de très petite taille, ou d'une classe prédominante, cette méthode va donc avoir tendance à vider une classe et la partition ainsi obtenue ne reflétera donc pas correctement la structure des données en classes [F-X. Jollois, 2003].

La segmentation floue, et particulièrement fuzzy c-means (FCM), est une méthode de segmentation non-supervisée, dérivée de l'algorithme c-means, identique à l'algorithme k-means. Cet algorithme est donc basé sur la minimisation de la somme aux carrés des distances euclidiennes entre les objets et les centres des classes. On retrouve dans cet algorithme les mêmes inconvénients que pour k-means au sujet des proportions et les formes des classes. Par contre, la complexité de cet algorithme est aussi linéaire, donc il est adapté à des données de grande taille. [F-X. Jollois, 2003].

4- La méthode des K-means

4.1- Présentation générale

La méthode est basée sur une notion de similarité entre les objets. Deux objets sont similaires s'ils sont proches pour la distance considérée. L'algorithme suppose choisi à priori un nombre k de groupes à constituer. On choisit alors k objets, soit k points de l'espace appelés les centres. On constitue alors les k groupes initiaux en affectant chacun des enregistrements dans le groupe correspondant au centre le plus proche. Pour chaque groupe ainsi constitué, on calcule son nouveau centre en effectuant la moyenne des points du groupe et on réitère le procédé. Le critère d'arrêt est : d'une itération à la suivante, aucun point n'a changé de groupe, c'est à dire les groupes sont stables.

Donc, le plus célèbre des algorithmes des centres mobiles est incontestablement l'algorithme des k-means [F-X. Jollois, 2003]. C'est notre choix pour segmenter notre base de cas. Il consiste à minimiser le critère suivant :

$$W(z, g) = \sum_{k=1}^s \sum_{i \in z_k} d^2(x_i, g_i)$$

Où $g = (g_1; \dots; g_s)$, g_k est le centre de la classe z_k . Sachant que le critère $W(z;g)$, qui est la somme des inerties des s classes, est appelé inertie intraclasse. La méthode des centres mobiles consiste à chercher la partition telle que le W soit minimal pour avoir en moyenne des classes bien homogènes, ce qui revient à chercher le maximum de l'inertie interclasse,

$$B(z) = \sum_{k=1}^s p_k d^2(g_k, \bar{g})$$

Avec \bar{g} le centre de gravité de l'ensemble I , et p_k est le poids de la classe z_k . Ce résultat est dû à la relation liant l'inertie totale qui ne dépend pas de la partition et les inerties interclasse et intraclasses.

$$I = W(z, g) + B(z)$$

Suivant l'idée de base des centres mobiles, l'algorithme des k-means commence par l'initialisation d'un nombre s d'individus tirés au hasard et représentant les centres de gravité initiaux des segments recherchés ; Ensuite, on affecte les individus au segment le plus proche, on recalcule après les nouveaux centres de gravité du segment après l'ajout du nouvel individu, et on répète les étapes d'affectation et de recalcul des centres de gravité jusqu'à la convergence de l'algorithme (i. e. plus de changement de la partition).

4.2- L'algorithme des k-means

On travaille avec des enregistrements qui sont des n-uplets de valeurs. On suppose définie une notion de similarité qui permet de comparer les distances aux centres ; un calcul de moyenne pour le calcul des nouveaux centres. L'algorithme est paramétré par le nombre k de groupes que l'on souhaite constituer, cet algorithme peut être présenté comme suite [R. Gilleron et Al, 2000] :

Algorithme des k-means

Paramètre : le nombre k de groupes

Entrée : un échantillon de m enregistrements $\vec{x}_1, \dots, \vec{x}_m$

1. Choisir k centres initiaux $\vec{c}_1, \dots, \vec{c}_k$
2. Pour chacun des m enregistrements :
L'affecter au groupe i dont le centre \vec{c}_i est le plus proche
3. Si aucun élément ne change de groupe Alors
Arrêt et sortir les groupes
4. Calculer les nouveaux centres :
Pour tout i, \vec{c}_i est la moyenne des éléments du groupe i,
5. Aller à l'étape 2

Le problème est le choix initial du nombre de groupes. Ce nombre est choisi à priori et fourni à l'algorithme. Il peut avoir été fixé par un expert mais, en règle générale, il est inconnu. Dans ce cas, on fait fonctionner l'algorithme avec différentes valeurs de k (ce peut être une boucle externe ajoutée à l'algorithme), on choisit ensuite une valeur de k telle que, pour les groupes obtenus, les distances à l'intérieur du groupe soient petites et les distances entre centres des groupes soient grandes. L'algorithme possède de nombreuses variantes selon : la méthode utilisée pour choisir les k premiers centres, la mesure de similarité choisie ; le choix de la valeur de k et le calcul des distances entre groupes; la possibilité de pondérer les champs en fonction d'une connaissance initiale du problème.

4.3- Critères de la méthode [R. Gilleron et Al, 2000]

Apprentissage non supervisé : la méthode des K-moyennes et ses variantes résolvent une tâche dite non supervisée, c'est-à-dire qu'elle ne nécessite aucune information sur les données. La segmentation peut être utile pour découvrir une structure cachée qui permettra d'améliorer les résultats de méthodes d'apprentissage supervisées (classification, estimation, prédiction).

Tout type de données : en choisissant une bonne notion de distance ; la méthode peut s'appliquer à tout type de données (même textuelles).

Facile à implanter : la méthode ne nécessite que peu de transformations sur les données, les algorithmes sont faciles à implanter et sont; en règle générale; disponibles dans les environnements de la fouille de données.

Problème du choix de la distance : les performances de la méthode (la qualité des groupes constitués) sont dépendantes du choix d'une bonne mesure de similarité ce qui est une tâche délicate surtout lorsque les données sont de types différents.

Le choix des bons paramètres : la méthode est sensible au choix des bons paramètres, en particulier ; le choix du nombre k de groupes à constituer. Un mauvais choix de k produit de mauvais résultats. Ce choix peut être fait en combinant différentes méthodes, mais la complexité de l'algorithme augmente.

L'interprétation des résultats : il est difficile d'interpréter les résultats produits, ou d'attribuer une signification aux groupes constitués. Ceci est général pour les méthodes de segmentation.

ANNEXE 3 : LES K-PLUS PROCHES VOISINS

Les k plus proches voisins

1- Principe

La méthode des plus proches voisins [PPV] (Nearest Neighbor [NN]) est une méthode dédiée à la classification qui peut être étendue à des tâches d'estimation. La méthode des plus proches voisins est une méthode de raisonnement basé sur la mémoire. Elle part de l'idée de prendre des décisions en recherchant un ou des cas similaires déjà résolus en mémoire. Contrairement aux autres méthodes de classification, il n'y a pas d'étape d'apprentissage consistant en la construction d'un modèle à partir d'un échantillon d'apprentissage. C'est l'échantillon d'apprentissage, associé à une fonction de distance et d'une fonction de choix de la classe en fonction des classes des voisins les plus proches, qui constitue le modèle. L'algorithme générique de classification d'un nouvel exemple par la méthode PPV est [R. Gilleron et Al, 2000] :

Algorithme de classification par k-PPV

Paramètre : le nombre k de voisins

Donnée : Un échantillon de m enregistrements classés (\vec{x} , $c(\vec{x})$)

Entrée : un enregistrement \vec{y}

1. Déterminer les k plus proches enregistrements de \vec{y}
2. Combiner les classes de ces k exemples en une classe c

Sortie : la classe de \vec{y} est $c(\vec{y}) = c$

2- La fonction de distance

Le choix de la distance est primordial au bon fonctionnement de la méthode. La fonction de distance mesure l'éloignement du nouvel item avec ceux déjà connus dans la base. De nombreuses possibilités sont offertes, mais la fonction distance doit respecter les règles suivantes [M. Berry et Al, 1997] :

- Une distance est toujours une valeur positive
- La distance d'un point à lui-même est nulle (identité)
- La distance de A à B est égale à la distance de B à A (commutativité)
- Il est impossible de raccourcir la distance de A à B en passant par un point C

Pour les données numériques, les trois fonctions de distance les plus courantes entre une valeur A et une valeur B sont :

- La valeur absolue de la différence : $|A-B|$
- Le carré de la différence : $(A-B)^2$
- La valeur absolue normalisée : $|A-B| / (\text{différence maximale})$

L'avantage de la valeur absolue normalisée est qu'elle se trouve toujours entre 0 et 1, ce qui supprime les problèmes d'échelles. Cependant, l'utilisateur reste libre de créer sa propre fonction. Pour les autres types de données, c'est à l'utilisateur de définir sa propre fonction de distance.

3- Sélection de la classe

L'idée de la méthode est la recherche de cas similaires au cas à résoudre et d'utiliser les décisions des cas proches déjà résolus pour choisir une décision. La méthode la plus simple est de rechercher le cas le plus proche et de prendre la même décision. C'est la méthode 1-PPV (1-NN) du plus proche voisin. Si cette méthode peut fournir de bons résultats sur des problèmes simples pour lesquels les points (les enregistrements) sont bien répartis en groupes denses d'enregistrements de même classe ; en règle générale ; il faut considérer un nombre de voisins plus important pour obtenir de bons résultats [R. Gilleron et Al, 2000].

On suppose avoir déterminé les k voisins $(\vec{x}_1, c(\vec{x}_1), \dots, (\vec{x}_k, c(\vec{x}_k)))$ d'un enregistrement \vec{y} auquel on souhaite attribuer une classe $c(\vec{y})$.

Une première façon de combiner les k classes des k voisins les plus proches est le vote majoritaire. Elle consiste simplement à prendre la classe majoritaire. Dans le cas de deux classes ; on choisit une valeur de k impaire.

Une seconde façon est le vote majoritaire pondéré. Chaque vote, c'est-à-dire chaque classe d'un des k voisins sélectionnés, est pondéré. Soit \vec{x}_i le voisin considéré, le poids de $c(\vec{x}_i)$ est inversement proportionnel à la distance entre l'enregistrement \vec{y} à classer et \vec{x}_i .

Dans les deux cas précédents, il est possible de définir une confiance dans la classe attribuée égale au rapport entre les votes gagnants et le total des votes. Lorsque la technique est appliquée à une tâche d'estimation. Donc, à prédire la valeur d'un attribut continu, la notion de vote perd tout son sens. Une première solution pour combiner les réponses est l'interpolation ; c'est-à-dire de calculer une moyenne pondérée des réponses. Un défaut de cette solution est de «lisser» les données. Une deuxième solution est de considérer les k enregistrements avec la valeur prédite correspondante et d'utiliser les techniques de régression linéaire pour estimer la valeur en \vec{y}

4- Critères de la méthode [R. Gilleron et Al, 2000]

Pas d'apprentissage : L'introduction de nouvelles données permet d'améliorer la qualité de la méthode sans nécessiter la reconstruction d'un modèle. C'est une différence majeure avec des méthodes telles que les arbres de décision et les réseaux de neurones.

Clarté des résultats : bien que la méthode ne produise pas de règles explicites, la classe attribuée à un exemple peut être expliquée en exhibant les plus proches voisins qui ont amené à ce choix.

Tout type de données : la méthode peut s'appliquer dès qu'il est possible de définir une distance sur les champs. Or, il est possible de définir des distances sur des champs complexes tels que des informations géographiques, des textes, des images et du son. C'est parfois un critère de choix de la méthode PPV car les autres méthodes traitent difficilement les données complexes. On peut noter, également, que la méthode est robuste au bruit.

Temps de classification : si la méthode ne nécessite pas d'apprentissage, tous les calculs doivent être effectués lors de la classification.

Stocker le modèle : le modèle est l'échantillon, il faut donc un espace mémoire important pour le stocker ainsi que des méthodes d'accès rapides pour accélérer les calculs.

Distance et nombre de voisins : les performances de la méthode dépendent du choix de la distance, du nombre de voisins et du mode de combinaison des réponses des voisins.

ANNEXE 4 : LES MESURES DE SIMILARITÉ

Mesures de rapprochement

1- Présentation générale

Chaque segment doit contenir au moins un objet (pas de clusters vides) ; chaque objet doit appartenir à un seul groupe, sauf pour les versions floues qui tempèrent ce critère et permettent à un objet d'appartenir à plusieurs classes selon un certain degré (probabilité). Un critère généralement utilisé pour savoir si une partition est bonne, est que les objets d'une même classe doivent être très proches les uns des autres, et très éloignés des autres classes. Cette notion de proximité ou d'éloignement, appelée aussi : inertie intra-classe et inter-classes, induits forcément un calcul de distance ou plus généralement de dissimilarité. Il existe plusieurs critères de nature différente pour juger de la qualité d'une partition [F-X. Jollois, 2003].

La majorité des algorithmes de clustering sont basés sur une notion de mesure pour effectuer le regroupement (ou la séparation) des objets. On distingue principalement deux mesures pour dégager un rapprochement entre deux objets. La plus immédiate est la notion de distance. La distance va utiliser un vecteur d'attributs de dimension constante. Le coefficient de corrélation sera, lui aussi, utilisé avec cette approche de vecteur d'attributs. La deuxième mesure est celle du coefficient de similarité qui fait intervenir des notions de présence ou d'absence communes. Ces coefficients peuvent être transformés en semi-métrique [L. Jourdan, 2003].

Nous indiquons ici quelques rappels de topologie pour définir une distance.

Une distance $d_{i,j}$ dans R^p entre x_i et x_j est une application : $i*j \rightarrow d_{i,j}$ qui doit vérifier :

La positivité : $d_{i,j} = d(x_i, x_j) \geq 0$,

La réflexivité : $d_{i,j} = 0 \Leftrightarrow x_i = x_j$,

L'identité : $d_{i,j} = 0$,

La symétrie : $d_{i,j} = d_{j,i}$,

L'inégalité triangulaire (pour les métriques) : $d_{i,k} + d_{k,j} \geq d_{i,j}$.

Dans certains cas, on utilise la similarité qui permet de mesurer la ressemblance entre objets et qui est plus souple que la notion de distance.

Une similarité $S_{i,j}$ dans R^p entre x_i et x_j est une application : $i*j \rightarrow S_{i,j}$ qui doit vérifier :

La positivité : $S_{i,j} \geq 0$.

La symétrie : $S_{i,j} = S_{j,i}$.

Plus les objets sont similaires, plus la similarité est importante.

		Objet 2	
		Présence	Absence
Objet 1	Présence	a : présence conjointe (1,1)	b : mismatch (0,1)
	Absence	c : mismatch (1,0)	d : absence conjointe (0,0)

Tableau 4.3 : Table de contingence, les notations.

Exemples

La distance euclidienne est utilisée pour les attributs continus : $d_2(x_i, x_j) = \left(\sum_{k=1}^d (x_{i,k} - x_{j,k})^2 \right)^{1/2} = \|x_i, x_j\|_2$

qui est le cas particulier à $p=2$ de la métrique de Minkowski : $d_p(x_i, x_j) = \left(\sum_{k=1}^d (x_{i,k} - x_{j,k})^p \right)^{1/p} = \|x_i, x_j\|_p$

La distance de Mahalanobis : $d_p(x_i, x_j) = \sqrt{(x_i - x_j)'S^{-1}(x_i - x_j)^T}$

Où x_i, x_j sont des vecteurs colonnes et S est la covariance de la matrice des exemples. Cette distance permet d'atténuer la corrélation entre les attributs. La distance de Hamming est aussi fortement utilisée. Il existe de nombreuses distances qui s'appliquent suivant la nature des données traitées : binaires, nominales et réelles (ou quantitatives).

2- Mesures pour les données binaires

2.1- Proximité

Les proximités construisent un tableau de contingence de taille 2 pour chaque paire d'objets. Pour simplifier les notations, nous utiliserons les conventions du tableau de contingence ci-dessus, où une présence est représentée par 1 ou + et une absence par 0 ou -. Les quatre cas possibles sont notés a, b, c, d. Le tableau suivant présente les principales mesures de proximité utilisées dans la littérature et leurs propriétés.

Coefficient de similarité	Formule	Exemple	Propriétés
Jaccard	$\frac{a}{a+b+c}$	1/3	Ne tient pas compte de l'absence conjointe
Dice	$\frac{2a}{2a+b+c}$	1/2	Ne tient pas compte de l'absence conjointe La présence conjointe est doublement pondérée
Sokal et Sneath II	$\frac{a}{a+2(b+c)}$	1/5	L'absence conjointe est ignorée Les mismatches sont doublement comptés
Russel et Roa	$\frac{a}{d+a+b+c}$	1/4	L'absence conjointe n'est pas considérée comme une similarité
Simple Match (SM)	$\frac{d+a}{d+a+b+c}$	1/2	L'absence conjointe est considérée comme une similarité
Sokal et Sneath I (SS1)	$\frac{2(d+a)}{(2(d+a)+b+c)}$	1/3	Les présences et absences conjointes comptent doublement
Roger et Tamino (RT)	$\frac{(d+a)}{(d+a+2(b+c))}$	1/6	Les mismatches sont doublement comptés
Sokal et Sneath III (SS3)	$\frac{a+d}{b+c}$	1	
Tanimoto	$\frac{a}{b+c}$	1/2	
Michelet	$\frac{a^2}{bc}$	1	L'absence conjointe est ignorée
Ochiaï	$\frac{a}{\sqrt{(a+b)(a+c)}}$	1/2	L'absence conjointe est ignorée
Kulczinski	$\frac{b+c}{a+d}$	1	L'absence conjointe est considérée comme une similarité

Tableau 4.4 : Mesures classiques de proximité (données binaires) [L. Jourdan, 2003].

2.2- Probabilités conditionnelles

Les trois mesures suivantes peuvent être interprétées comme des probabilités conditionnelles. Toutes les trois sont des mesures de similarité.

Kulczynski II (K2) mesure la probabilité conditionnelle moyenne qu'une caractéristique soit présente dans un item sachant que cette caractéristique est présente dans un autre item.

$$K2(I_1, I_2) = \frac{a/(a+b) + a/(a+c)}{2}$$

Sokal et Sneath IV (S_ S4) mesure la probabilité conditionnelle qu'une caractéristique d'un objet soit présente (ou absente) comme celle de l'autre objet.

$$SS4(I_1, I_2) = \frac{a/(a+b) + a/(a+c) + d/(b+d) + d/(c+d)}{4}$$

Hamann mesure la probabilité qu'une caractéristique ait le même état (présent / absent) dans les deux objets moins la probabilité qu'une caractéristique soit dans des états différents dans les deux objets. Elle est corrélée avec les mesures de proximité SM, SS1 et RT (voir le tableau précédent).

$$H(I_1, I_2) = \frac{(a+d) - (b+c)}{a+b+c+d}$$

2.3- Mesures de prédiction

Les quatre mesures suivantes utilisent les associations entre objets comme des prédictions de l'autre sachant l'un. Ces quatre mesures sont des similarités.

Lambda Goodman et Kruskal

$$t_1 = \max(a, b) + \max(c, d) + \max(a, c) + \max(b, d)$$

$$t_2 = \max(a+c, b+d) + \max(a+b, c+d)$$

$$LAMBDA(I_1, I_2) = \frac{t_1 - t_2}{a(a+b+c+d) - t_2}$$

Ce coefficient mesure la réduction de l'erreur lorsqu'on utilise un objet pour en prédire un autre.

D d'Anderberg

$$t_1 = \max(a, b) + \max(c, d) + \max(a, c) + \max(b, d)$$

$$t_2 = \max(a+c, b+d) + \max(a+b, c+d)$$

$$D(I_1, I_2) = \frac{t_1 - t_2}{a(a+b+c+d)}$$

Ce coefficient mesure la réduction de la probabilité d'erreur quand un objet est utilisé pour en prédire un autre.

Q de Yule

$$Q(I_1, I_2) = \frac{ad - bc}{ad + bc}$$

La mesure Q de Yule est nulle si les distributions sont identiques pour les deux modalités des objets. Q est compris entre -1 (si $ad = 0$) et 1 (si $bc = 0$). Lorsque $Q = 1$ cela signifie que la présence de l'objet 1 entraîne la présence de l'objet 2 alors que si $Q = -1$ cela signifie que la présence de l'objet 1 entraîne l'absence de l'objet 2.

Y de Yule : coefficient de colligation

$$Y(I_1, I_2) = \frac{\sqrt{ad} - \sqrt{bc}}{\sqrt{ad} + \sqrt{bc}}$$

La mesure Y de Yule est une variante de la mesure Q de Yule, mais elle utilise la moyenne géométrique plutôt que le nombre de paires.

3- Mesures pour les données nominales

La distance la plus utilisée pour les données de type nominal est la distance de Hamming. Soit deux objets a et b décrits par n variables nominales, la distance de Hamming peut être définie de la manière suivante :

$$d_H(a,b) = \sum_{i=1..n} d(a_i, b_i) \quad \text{avec} \quad d(a_i, b_i) = \begin{cases} 1 & \text{si } a_i \neq b_i \\ 0 & \text{sinon} \end{cases}$$

Les mesures suivantes peuvent être aussi utilisées pour des variables de type nominal :

- Simple Match,
- Coefficient Kappa pour les variables nominales,
- Distance de Manhattan,
- Distance Euclidienne au carré.

4- Mesures pour les données réelles

Les mesures pour les données continues ou réelles sont nombreuses (voir tableau suivant) et elles peuvent être classées en fonction de ce qu'elles évaluent : une dissimilarité ou une similarité.

Similarité	Dissimilarité
Coefficient de corrélation de Pearson	
	Distance Euclidienne
	Distance du X^2
	Distance de Manhattan
Coefficient de rang de corrélation de Spearman	Dissimilarité de Spearman
Coefficient de rang de corrélation de Kendall	Dissimilarité de Kendall

Tableau 4.5 : Mesures de similarité et dissimilarité pour les données réelles.

La présentation de ces différentes mesures montre la diversité des mesures existantes et l'importance du choix de la distance ou de la similarité, car le clustering est basé sur une notion de distance. Les données que l'on doit traiter sont souvent composées d'attributs de différents types et il est important de bien choisir la distance pour ne pas trop influencer le clustering. Ces distances peuvent aussi dépendre du problème.

5- Mesures de similarité locales et globales

☞ *locales* : où les mesures sont établies au niveau des caractéristiques de cas. Les mesures les plus communes sont basées sur la notion de la distance. Elles dépendent du type de descripteur (numérique, symbolique, taxonomique).

Pour les valeurs numériques : $sim(a,b) = 1 - \frac{|a-b|}{range}$

Pour les valeurs symboliques : $sim(a,b) = \begin{cases} 1 & \text{pour } a = b \\ 0 & \text{pour } a \neq b \end{cases}$

Pour les taxonomiques : $sim(a,b) = \frac{h(commonnode(a,b))}{\min(h(a), h(b))}$

Où : *range* est la valeur absolue de la différence entre la borne supérieure et la borne inférieure de l'ensemble des valeurs,

h est le nombre de niveaux dans l'arbre taxonomique (dans la hiérarchie).

☞ *globales* : où les mesures sont établies au niveau de cas ou d'objet par agrégation de similarités locales. Le système calcule la similarité globale entre le cas cible et les différents cas sources de la base de cas. Aucune mesure de similarité n'est parfaitement appropriée à tous les domaines, donc différentes mesures sont utilisées. Comme :

- weighted block-city : $sim(A,B) = \sum_{i=1}^n w_i sim_i(a_i, b_i)$
- la mesure Euclidienne : $sim(A,B) = \left[\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n sim_i(a_i, b_i)^2 \right]^{1/2}$
- de Minkowski : $sim(A,B) = \left[\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n sim_i(a_i, b_i)^r \right]^{1/r}$

ou :

n est le nombre d'attributs,

w_i est le poids (évalué en fonction de l'importance) de l'attribut i ,

sim_i est la similarité locale calculée pour l'attribut i .

Dans le cadre des *similarités locales* une distinction on peut porter sur [Ibidem] :

- *la similarité de surface* : qui ne tient compte que des attributs des objets.
- *la similarité structurelle* : qui s'intéresse aux relations entre attributs correspondants.

D'autres mesures de similarité tiennent compte des historiques et des séquences dans les cas ainsi que de l'adaptabilité des cas ou encore le coût de l'adaptation.

Résumé : Reasonner en réutilisant les solutions des cas passés similaires est un réflexe puissant et très naturel ; ceci est confirmé par des expériences en psychologie et en sciences cognitives. Ce mode de raisonnement vise la réutilisation des expériences passées dans la résolution des nouveaux problèmes, puisqu'il est bien évident et légitime que les problèmes similaires auront des solutions similaires, et qu'on se retrouve souvent face à un problème que l'on a déjà rencontré. Actuellement, le raisonnement à partir de cas (RàPC) est l'une des méthodologies de capitalisation de connaissances les plus fiables. Le RàPC peut être couplé, dans les différentes étapes de son cycle, avec les techniques puissantes du Datamining.

Dans ce mémoire, on a proposé une solution hybride, RàPC et Datamining, appliquée dans le domaine du diagnostic des pannes, basée sur l'application du processus RàPC sur deux espaces de connaissances : les symptômes et leurs pannes correspondantes, et les symptômes et leurs solutions possibles ; Cela est précédé par une segmentation des cas dans les deux espaces, et un mappage entre les clusters des pannes et leurs solutions possibles. Une ontologie du domaine a été développée, et plusieurs mesures de similarités ont été utilisées suivant le type et la modalité de chaque descripteur. Une plateforme de démonstration intégrant diverses solutions logicielles a été proposée.

Mots Clés : intelligence artificielle, gestion des connaissances, raisonnement à partir de cas, Datamining, maintenance industrielle.

Abstract : Reasoning by reusing solutions of similar past cases is a reflex powerful and very natural; this is confirmed by experiments in psychology and cognitive sciences. This mode of reasoning aims to reuse of past experiences in solving new problems, since it is quite obvious and legitimate that similar problems have similar solutions, and we often find ourselves faced with a problem that has already met. Currently, the case based reasoning (CBR) is one of the knowledge capitalization methodologies the most reliable. CBR can be coupled, in different stages of its cycle, with the powerful techniques of Data mining.

In this paper, we proposed a hybrid solution, CBR and Data mining, applied in the diagnosis of failures, based on the application of CBR process on two areas of knowledge: the symptoms and their corresponding failures, and symptoms and their alternatives solutions; This is preceded by a segmentation of cases in both spaces, and a mapping between clusters of failures and their possible solutions. Domain ontology has been developed, and several measures of similarity have been used namely the type and modality of each descriptor. A demonstration platform integrating various software solutions was proposed.

Keywords: artificial intelligence, knowledge management, reasoning from cases, Datamining, industrial maintenance.

المخلص : التفكير المبني على إعادة استعمال حلول التجارب السابقة المشابهة يعتبر طريقة فعالة و طبيعية, البحوث في علم النفس و علوم المعرفة أثبتت هذا. هذه الطريقة في التفكير تهدف إلى إعادة استعمال التجارب السابقة في حل المشاكل الحالية, لأنه من الواضح و المشروع أن المشاكل المتشابهة لديها حلول متشابهة, و أننا كثيرا ما نواجه مشاكل مرت علينا من قبل. حاليا, التفكير المبني على التجارب يعتبر أحد أهم المنهجيات المتبعة في الحفاظ على المعارف و تميمها. يمكن مزوجة التفكير المبني على التجارب, في مختلف مراحل, مع التقنيات الفعالة المستعملة في التنقيب عن المعطيات.

في هذه المذكرة, اقترحنا حل هجين, التفكير المبني على التجارب و التنقيب عن المعطيات, يمكن تطبيقه في مجال تشخيص الأعطال, مبني على استعمال آلية التفكير المبني على التجارب في فضائين اثنين للمعارف, الأعراض و الأعطال الموافقة لها, و الأعراض و الحلول الممكنة, هذا يكون مسبقا بعملية تجزئة للحالات الموجودة في كلا الفضائين, تتبعها عملية ربط بين الأجزاء في فضاء الأعطال و فضاء الحلول الممكنة. تم كذلك تشكيل ماهية المجال المدرس, كما استعملنا العديد من معايير التشابه, حسب طبيعة المعلومات و قيمها, في كل مؤشر للعطل. طورنا في النهاية, من أجل إثبات واقعية الطريقة المقترحة, تركيبة من الحلول المعلوماتية لتجسيد الحلول المقترحة.

كلمات مفتاحية : الذكاء الصناعي, تسيير المعارف, التفكير المبني على التجارب, التنقيب عن المعطيات, الصيانة الصناعية.